

文章编号: 1002-0446(2005)05-0414-06

使用 NDT 激光扫描匹配的移动机器人定位方法*

蔡则苏, 洪炳, 魏振华

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 提出一种将基于扫描匹配的蒙特卡洛定位方法, 作为移动机器人完成自主任务的鲁棒性定位方法。采用一种新的正态分布转换 (NDT) 激光扫描匹配算法, 将从单个激光扫描重构的 2D 离散数据点集转换成 2 维平面内分段连续可微的概率分布, 并使用 Hessian 矩阵法与另外的扫描相匹配, 可以避免点与点之间对应的复杂问题。实验结果表明, 该定位算法可以利用自然环境特征有效地完成室内环境下的自主定位。

关键词: 扫描匹配; 定位; 正态分布转换 (NDT); 蒙特卡洛定位 (MCL)

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

Localization of Mobile Robots by NDT Laser Scan Matching Algorithm

CAI Ze-su, HONG Bing-rong, WEI Zhen-hua

(Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract Monte Carlo localization scheme with a scan matching algorithm is suggested as a robust localization method for mobile robots to accomplish their tasks autonomously. A normal distributions transform (NDT) which is a new approach to laser scan matching is applied to the scan matching algorithm, and this scan matching method transforms the discrete set of 2D points reconstructed from a single scan into a piecewise continuous and differentiable probability distribution defined on the 2D plane, which can be used to match another scan by using Hessian Matrix. Thereby, no point to point correspondences have to be established. Experimental results show that the robot is able to accomplish localization autonomously in an indoor environment using the natural environmental characteristics.

Keywords scan matching; localization; Normal Distributions Transform (NDT); Monte Carlo Localization (MCL)

1 引言 (Introduction)

为了有效导航、到达目标, 移动机器人必须具有决定自己在周围环境中位置的能力, 这就是机器人的定位问题^[1]。定位问题可以分为两个子问题, 假定机器人的初始位置已知的局部位置跟踪问题和初始位置未知的全局定位问题^[2]。绝大多数局部跟踪问题的解决方法, 都是通过航位推算来完成, 这项技术通过积分机器人的速度来决定机器人的相对位置变化, 不幸的是, 单纯的航位推算法具有无界的累加误差, 必须采用另外的方法如航标三角法或扫描匹配法来修正机器人的位置。Gutmann/Schlegel^[3]系统比较了迭代双对应算法 (Iterative Dual Correspondence, IDC)、COX、交叉关联函数法 (Cross Correlation Function, CCF) 等扫描匹配算法的特点。尽管

COX (点到线匹配) 和 CCF 十分精确, 它也只能用在多边形环境中, IDC (点到点匹配) 可以用在非多边形环境中, 但其精度低于 COX 和 CCF。Bengtsson/Baerveld 通过基于扇区的 IDC 和 COX 算法, 较好地解决了动态环境中的定位问题^[4-5]。Crowley 等从大量的激光扫描数据集中提取本征空间, 并在本征空间中进行地图的匹配来完成机器人的定位^[6]。Biber^[7]等人提出了一种新的正态分布转换方法 (Normal Distributions Transform, NDT) 解决激光扫描匹配问题, 该方法将来自于单个扫描线的离散 2D 数据点集转换成分段连续可微的概率分布, 对参考扫描和实际扫描的概率分布进行匹配, 选取匹配点的分数值进行优化, 解决了其它匹配法中难以解决的对应

* 基金项目: 国家 863 计划资助项目 (2002AA735041)。

收稿日期: 2004-12-08

性问题. Gu t m a n n / B u r g a r d^[8]通过实验对使用扫描匹配的卡尔曼过滤器法和基于网格的马尔可夫定位方法进行了比较,结果表明,前者完全可以解决局部跟踪问题,但无法解决全局定位问题,后者可以通过多假设跟踪方法 M H D (M u l t i p l e H y p o t h e s e s T r a c k i n g) 解决全局定位问题. 但马尔可夫定位也存在着定位精度和计算代价相互矛盾的问题. 基于样本的概率密度函数的蒙特卡洛定位方法^[9]同样可以解决全局定位问题,它只需要相对较低的计算代价,而且可以同时解决全局和局部跟踪定位问题.

本文通过采用正态分布转换 (N D T) 方法将机器人当前位置生成的局部地图和以前生成的全局地图相匹配. 这种转换可以直接导出扫描匹配的解析表达式,无需考虑点或特征之间的对应性,可以快速、精确地完成地图匹配,并应用在蒙特卡洛定位方法中,有效地解决动态室内环境下机器人的局部位置跟踪和全局定位问题.

2 机器人运动模型 (K i n e m a t i c m o d e l o f r o b o t)

本文采用的移动机器人 (P i n e e r 3 - D X) (如图 1 所示)具有两个常规的固定在相同轴上的后轮,前轮为常规的偏心方向轮,用于改变机器人的运动方向. 在全局坐标系中车轮的转向控制角为 γ , S I C K L M S - 2 0 0 激光传感器放置在车体的质心,用于获取距离车体 8m 范围内的物体的距离和方向信息.

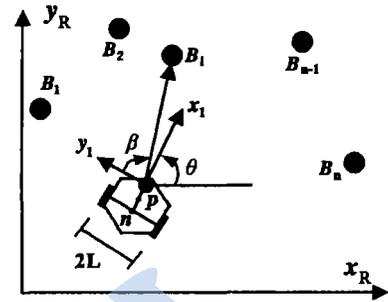


图 1 P i n e e r 3 D X 家庭机器人模型

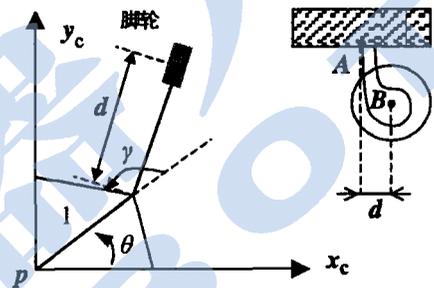
Fig 1 M o d e l o f P i n e e r 3 D X h o u s e h o l d r o b o t

从激光传感数据中提取环境的特征点,记为 $z(k) = (r, \beta, i)$, 其中 r 是扫描点与激光测距器的距离, β 是扫描点相对于激光测距器坐标系中的方向

角, i 为特征的索引值 (如图 2 所示).



(a) 机器人位姿定义



(b) 常规偏心方向轮

图 2 家庭机器人坐标系

Fig. 2 Coordinate system of the household robot

机器人的控制可以通过将期望的速度 v 和转向角 γ 作为反馈输入来完成, 因此机器人的状态矢量为:

$$q = [x \ y \ \theta \ \gamma \ \varphi_1 \ \varphi_2 \ \varphi_3]$$

其中 x, y 为车体质心的坐标, θ 为车体质心的方向角, γ 为偏心转向轮的转向角, $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$ 分别为机器人 3 个轮的旋转角.

质心的期望轨迹由下式给出:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\gamma} \\ \dot{\varphi}_1 \\ \dot{\varphi}_2 \\ \dot{\varphi}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin\theta & 0 \\ \cos\theta & 0 \\ 0 & 1 \\ \frac{1}{d} \cos\gamma & -\frac{1}{d} (d + L \sin\gamma) \\ -\frac{1}{r} & -\frac{L}{r} \\ \frac{1}{r} & -\frac{L}{r} \\ -\frac{1}{r} \sin\gamma & -\frac{L}{r} \cos\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 r 为车轮的半径.

为了简化计算, 将激光测距器安装在机器人的质心处, 因此车体的质心运动轨迹也代表激光测距器的运动轨迹. 在全局坐标系中机器人状态的离散

方程为:

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \theta(k) \\ \gamma(k) \\ \varphi_1(k) \\ \varphi_2(k) \\ \varphi_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k-1) - \Delta t v(k-1) \sin(\theta(k-1)) \\ y(k-1) + \Delta t v(k-1) \cos(\theta(k-1)) \\ \theta(k-1) + \Delta t \omega(k-1) \\ \{\gamma(k-1) + \Delta t \frac{v(k-1)}{d} \cos(\gamma(k-1)) \\ - \Delta t \frac{w(k-1)}{d} (d + L \sin(\gamma(k-1)))\} \\ \varphi_1(k-1) - \frac{1}{r} v(k-1) \Delta t - \frac{L}{r} \omega(k-1) \Delta t \\ \varphi_2(k-1) + (\frac{1}{r} v(k-1) - \frac{L}{r} \omega(k-1)) \Delta t \\ \{\varphi_3(k-1) + \Delta t (-\frac{1}{r} v(k-1) \sin(\gamma(k-1)) \\ - \frac{L}{r} \omega(k-1) \cos(\gamma(k-1))) \Delta t\} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 Δt 是采样周期, 不是常数, 因此机器人状态的非线性方程为:

$$X(k) = f(X(k-1), u(k-1)) + \omega_u(k-1) + \omega_f(k-1)$$

其中 $X(k-1)$ 和 $u(k-1)$ 是 $k-1$ 时刻的状态估计值和输入值, $\omega_f(k-1)$ 是过程噪声, 主要由速度和转向角输入量的测量误差造成.

机器人状态和观察量之间的关系为:

$$\begin{bmatrix} z_i \\ z_i \\ z_i \end{bmatrix} = h(X, x_i, y_i) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2} \\ \arctan \frac{y_c - y_i}{x_c - x_i} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 z 和 $[x \ y \ \theta \ \gamma \ \varphi_1 \ \varphi_2 \ \varphi_3]$ 分别是观察量和机器人状态值, (x_i, y_i) 是一系列扫描点的位置坐标.

3 MCL 定位算法 (MCL localization algorithm)

MCL^[9] 是一种利用传感数据估计机器人位姿的后验分布递归贝叶斯过滤器. 它在全局定位中使用较多的样本, 在局部跟踪定位中使用较少的样本, 既增加了概率取样的快速性又提高了定位的精确性. 假定机器人在室内二维平面内运动, 状态平均值是 $2N+7$ 维, 其中 N 是所采用的扫描点的个数, 7 是描述机器人位姿的维数, 2 是描述扫描的维数 (距离和方向角). 机器人的状态为:

$$\begin{aligned} x &= [x_a \ x_o]^T \\ x_a &= (x, y, \theta, \gamma, \varphi_1, \varphi_2, \varphi_3) \in R^7 \\ x_o &= (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n, \beta_n) \in R^{2 \times n} \end{aligned}$$

其中 x_a 和 x_o 分别是里程计测量的机器人运动状态和激光测距器测量的扫描特征状态.

贝叶斯过滤器的主要作用是通过传感数据来估计状态空间的概率密度. 通常称为置信度 *belief* 的后验分布标记为:

$$Bel(x_t | m) = p(x_t | o_t, a_{t-1}, o_{t-1}, a_{t-2}, \dots, o_0) \quad (4)$$

通过贝叶斯定律和马尔可夫假定的转换, (4) 式可以简化为:

$$Bel(x_t | m) = \eta p(o_t | x_t, m) \int p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}, m) Bel(x_{t-1} | m) dx_{t-1} \quad (5)$$

其中 η 为归一化常数.

MCL 算法的主要思想是通过 N 个加权样本分布集来表征置信度 $Bel(x)$:

$$Bel(x) \approx \{x^{(i)}, w^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}$$

其中 $x^{(i)}$ 是样本, $w^{(i)}$ 是非负的重要度因子, 决定每个样本的权重, 其和为 1. 在机器人的全局定位中, 代表机器人初始置信度 $Bel(x_0)$ 的初始样本集是整个机器人状态空间的均匀分布.

MCL 的算法为:

Step1 从全局地图的整个区域均匀取样形成初始样本集 $x_0 = \{x_0^1, x_0^2, \dots, x_0^N\}$, 每个初始样本的置信度为 $Bel(x_0^i) = 1/N$.

Step2 从表征 $Bel(x_{t-1})$ 的加权样本集中随机选取样本 $x_{t-1}^{(i)}$, $i = 1, \dots, N$.

Step3 从运动模型的概率密度 $p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, a_{t-1}, m)$ 中随机取样 $x_t^{(i)}$. 因此样本对 $\{x_t^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}\}$ 满足下式:

$$q_t = p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}, m) \times Bel(x_{t-1})$$

Step4 为了补偿建议分布值 q_t 和期望值 $\eta \times p(o_t | x_t, m) \times p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}, m) \times Bel(x_{t-1})$ 之间的差别, 样本通过加权因子 $w^{(i)}$ 加权:

$$\begin{aligned} w^{(i)} &= \frac{\eta p(o_t | x_t^{(i)}, m) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, a_{t-1}, m) Bel(x_{t-1}^{(i)})}{Bel(x_{t-1}^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, a_{t-1}, m)} \\ &= \eta p(o_t | x_t^{(i)}, m) \end{aligned}$$

加权因子 $w^{(i)}$ 表明样本 $x_t^{(i)}$ 所具有的新重要度因子, 可以通过测量地图相似性的扫描匹配算法给出.

Step5 对 Step1 到 Step3 的取样过程重复 N 次, 产生 N 个加权样本集, 并对加权因子 $w^{(i)}$ 归一化.

在一般情况下, 当 N 变得无穷大时, 样本集可以收敛到真实的后验置信度 $Bel(x_t)$, 其中收敛速度为

$$O\left(\frac{1}{\sqrt{N}}\right), \text{ 与建议分布有关.}$$

由于机器人的运动存在着许多误差, 传统的运

动模型难以描述这种不确定性, 而概率运动模型 $p(x_i | x_{i-1}^{(i)}, a_{i-1}, m)$ 描述的是在上一时刻的位姿 x_{i-1} 和运动 u_{i-1} 给定的情况下机器人具有位姿 x_i 的可能性. 为了估计 Pioneer DX3 的运动模型, 多次将机器人向前、后、左、右移动 1m, 测量机器人实际移动距离和里程计的读数, 求出实际移动距离的平均值和标准偏差, 得到机器人的概率运动模型, 因此, 表征里程计不确定性的概率运动模型为:

$$p(x_i | x_{i-1}^{(i)}, a_{i-1}, m) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_i - \text{mean})^2}{2\sigma^2}\right)$$

在我们的实验中, 当发送给机器人的命令为从 A 点到 B 点向前移动 1m 时, 实际移动平均距离为 1.0308m, 里程计的平均读数为 1.0036m, 最大误差大约为 4.2%, 标准偏差为 4.29mm. 从 B 点到 C 点移动 1m 时, 实际移动的平均距离为 1.032m, 从 C 点到 D 点移动 1m, 实际移动的平均距离为 1.0345m, 从 D 点到 E 点移动 1m, 实际移动的平均距离为 1.0405m. 图 3 为根据运动模型 $p(x_i | x_{i-1}^{(i)}, a_{i-1}, m)$ 所生成的误差椭圆的传递过程. 当机器人运动时, 里程计测量的误差随时累加, 使得机器人的不确定性变大, 因此, 必须使用传感模型 $p(o_i | x_i^{(i)}, m)$ 来更新机器人的位置.

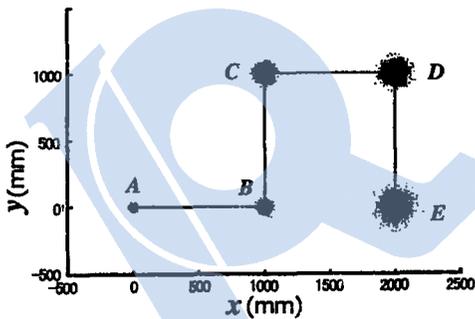


图 3 机器人的运动模型

Fig 3 Motion model of the mobile robot

4 基于 NDT 的扫描匹配算法 (NDT based scan matching algorithm)

4.1 扫描匹配

扫描匹配算法通过比较参考位置处获得的扫描与机器人实际位置处获得的扫描, 将实际扫描转换到参考扫描坐标系中进行匹配, 获得机器人实际位置 (局部地图) 和参考位置 (全局地图) 之间的相对距离和角度, 依次更新机器人的位置. 通过假定机器人的实际位置可以由航位推算法估计, 有效地缩小了

扫描匹配算法的搜索空间. 2 维距离扫描数据的匹配是许多定位和地图生成算法的基本部分, 绝大多数扫描匹配算法都需要搜索所用特征之间的对应性, 例如点或线等, 我们采用正态分布转换 (Normal Distributions Transform, NDT) 来表征距离扫描, 与占据网格相似, 我们首先将 2 维平面分解成一系列固定大小的单元格, 定义表征单元格中每个位置测量样本的概率分布函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x - q)^2}{2\sigma^2}\right]$$

其中 x 为每个单元格中所包含的 2 维激光样本点的位置, q 为每个单元格中所包含的样本位置平均值, σ 为这些点的方差. 该模型是分段连续可微的概率分布, 可以使用 Hessian 矩阵法解决与其他扫描线之间的匹配, 无需直接解决复杂的对应性问题. 扫描匹配的目的就是利用参考位置的激光扫描和实际位置的激光扫描来获取坐标变换的参数. NDT 算法如下:

- (1) 创建第一个激光扫描的正态分布转换;
 - (2) 使用里程计读数对坐标变换参数进行初始化;
 - (3) 对于第二个扫描的每一个样本, 根据这些坐标变换参数, 将其映射到第一个扫描坐标系中;
 - (4) 决定每一个映射点的相应正态分布;
 - (5) 将每个映射点的概率分布之和作为每个坐标变换参数的分数值进行评估;
 - (6) 使用 Hessian 矩阵法对这些分数值进行优化, 计算新的参数估计值;
 - (7) 回到步骤 3 继续循环, 直到满足收敛要求.
- 这些坐标变换参数 p 的分数值表示为:

$$\text{score}(p) = \sum_i \exp\left(-\frac{(x'_i - q_i) \Sigma_i^{-1} (x'_i - q_i)}{2}\right)$$

其中 $x'_i = T(x_i, p)$, i 为坐标变换的映射点.

4.2 使用 Hessian 矩阵进行优化

作为扫描匹配算法的一部分, 必须对误差函数 $-\text{score}(p)$ 进行最小化, 使得 $\text{score}(p)$ 最大, 保证根据参数 p 的坐标变换最优. 我们可以使用线性回归理论来导出误差函数 $-\text{score}(p)$ 的协方差矩阵的解析表达式^[5].

$$\Sigma = \left(\frac{1}{2}H\right)^{-1}\sigma^2$$

其中 H 是误差函数的 Hessian 矩阵.

$$q = x'_i - q_i, \quad s = -\exp\left(-\frac{q' \Sigma^{-1} q}{2}\right)$$

H 矩阵中的每个元素可以通过下式计算^[7]:

$$\begin{aligned}
 H_{ij} &= -\frac{\partial^2 s}{\partial p_i \partial p_j} \\
 &= -\exp\left[-\frac{q' \Sigma^{-1} q}{2}\right] \left[(-q' \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i}) (-q' \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_j}) \right. \\
 &\quad \left. + (-q' \Sigma^{-1} \frac{\partial^2 q}{\partial p_i \partial p_j}) + (-\frac{\partial q}{\partial p_j} \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i}) \right]
 \end{aligned}$$

s 的梯度值 g_i 为:

$$g_i = -\frac{\partial s}{\partial p_i} = q' \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial p_i} \exp\left[-\frac{q' \Sigma^{-1} q}{2}\right]$$

通过 Hessian 矩阵优化, 可以计算在给定机器人当前位置和地图时获取传感读数的最优概率分布 $p(o_i | x_{1:i}^{(i)}, m)$.

图 4 给出了三种不同扫描算法所花费的时间. 从图中可以看到, DC 算法所需的匹配时间较长, 与扫描数二次方成比例. COX 的匹配时间稍小于 DC, 也是与扫描数二次方成比例, NDT 所需的匹配时间最短, 且仅与扫描成线性关系.

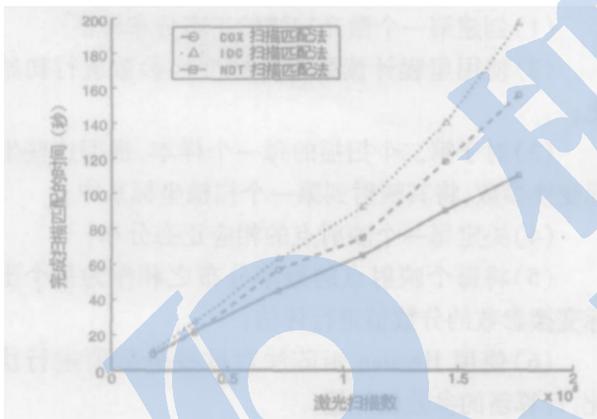


图 4 不同激光扫描匹配法所需的时间

Fig 4 Scan matching time for different scan matching methods

5 实验结果 (Experimental result)

在初始状态, 机器人的位姿是未知的, 代表机器人位姿的样本集是均匀分布的, 通过上一节的地图特征匹配算法来计算机器人的位姿. 当机器人开始移动时, 样本集随着里程计信息更新而更新, 通过实验定义的运动模型决定机器人的位姿置信度. 使用 NDT 扫描匹配算法获得的传感模型将传感数据和来自每个样本地图的参考数据相比较, 获取具有最佳匹配值的位置参数, 并对样本集进行更新. 图 5 说明了在机器人初始位置未知情况下, 在室内环境下如何完成全局定位. 整个地图的尺寸为 15000mm × 9000mm, 10000 个粒子均匀分布在整个状态空间, 如

图 5 (a). 当机器人移动大约 3m 时, 粒子分布如图 5 (b) 所示, 粒子开始聚集. 当机器人移动大约 4m 时, 由于室内环境的对称性, 绝大多数粒子聚集在两个位置, 如图 5 (c). 随着机器人的进一步运动, 绝大多数样本聚集在机器人的实际位置上, 如图 5 (d) 所示. 通过在蒙特卡洛定位算法中引入 NDT 转换, 进行地图扫描匹配, 能够快速地完成样本收敛, 确定机器人的位姿, 进而有效地完成机器人的局部跟踪.

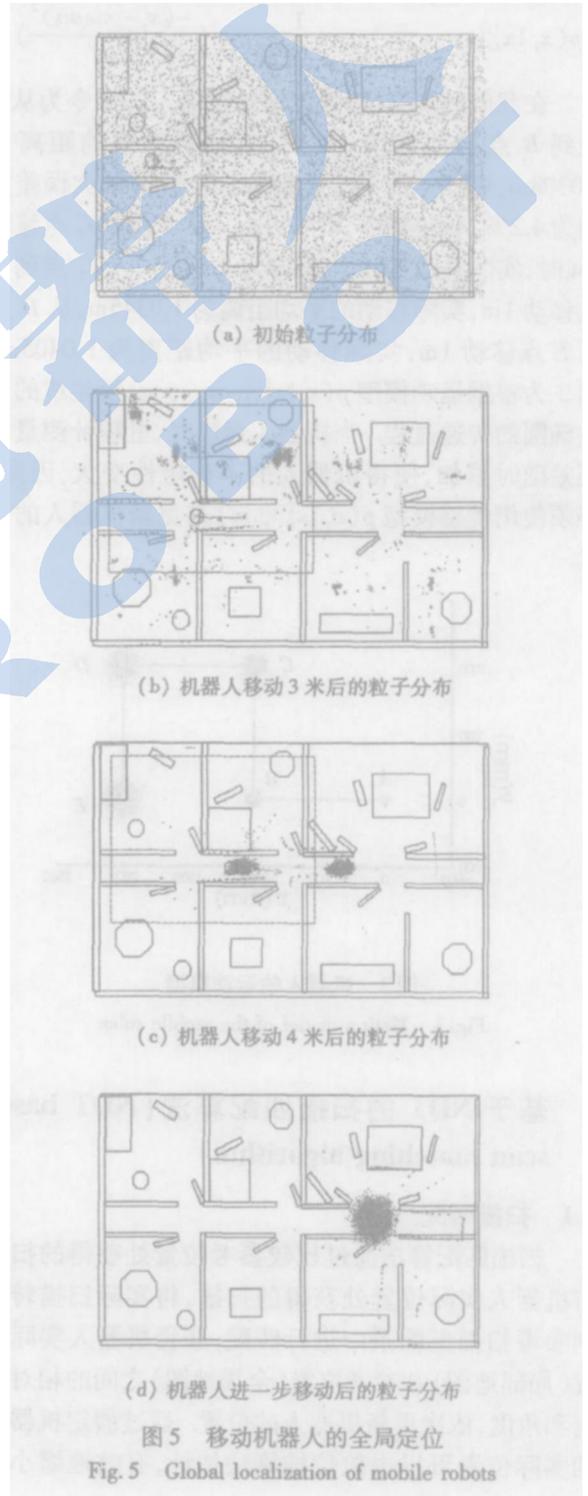


图 5 移动机器人的全局定位

Fig. 5 Global localization of mobile robots

5 结论 (Conclusion)

本文采用正态分布转换方法 (NDT) 将机器人当前位置生成的局部地图和以前生成的环境全局地图相匹配。这种转换可以直接导出扫描匹配的解析表达式, 无需建立点或特征之间的显式对应, 可以快速、精确地完成地图匹配, 并应用在蒙特卡洛定位方法中, 有效地解决动态室内环境下机器人的局部位置跟踪和全局定位问题。通过 NDT 扫描匹配, 全局定位过程中样本可以快速收敛。实验结果表明我们的算法可以有效地进行室内环境中的自定位。

参考文献 (References)

- [1] Clark F O. Probabilistic self localization for mobile robots [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(1): 55-66.
- [2] Duckett T, Nehmzow U. Mobile robot self localisation using occupancy histograms and a mixture of Gaussian location hypotheses [J]. Robotics and Autonomous Systems, 1999, 34(2/3): 117-129.
- [3] Gutmann JS, Schlegel C. AMOS: comparison of scan matching approaches for self localization in indoor environments [A]. Proceedings of the European Workshop on Advanced Mobile Robots (EUROBOT 96) [C]. Kaiserslautern, Germany: 1996: 61-67.
- [4] Bengtsson O, Baeraveldt A-J. An improvement of the COX scan match

- ing algorithm for dynamic environments [EB/OL]. http://www2.hh.se/staff/boola/kkproj/engtsson_baeraveldt_eamr03.pdf 2003.
- [5] Bengtsson O, Baeraveldt A-J. Localization in changing environments—estimation of a covariance matrix for the DC algorithm [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 44(1): 29-40.
- [6] Crowley JL, Walther F, Schiele B. Position estimation using principal components of range data [J]. Robotics and Autonomous Systems, 1998, 23(4): 267-276.
- [7] Biber P, Straßer W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching [A]. Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. Las Vegas, USA: IEEE, 2003: 2743-2748.
- [8] Gutmann JS, Fox D. An experimental comparison of localization methods continued [A]. Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. Lausanne, Switzerland: IEEE, 2002: 454-459.
- [9] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots [J]. Artificial Intelligence, 2001, 128(1-2): 99-141.

作者简介:

蔡则苏 (1967-), 男, 博士生, 副教授。研究领域: 定位和地图生成, 虚拟现实。

洪炳 (1937-), 男, 教授, 博士生导师。研究领域: 智能机器人, 虚拟现实, 机器人足球。

(上接第 413 页)

5 结论 (Conclusion)

本文通过对大时延力反馈双边控制遥操作系统的稳定性和透明性进行分析, 得到保证系统稳定性和透明性的 PID 控制方法。然后用并联机构和 PU-MA562 机械臂构建了一个遥操作系统, 并对前面的 PID 算法进行了实验验证。结果表明, 采用有效的控制方法, 力反馈双边控制方法能够在比较大的时延 (6s) 条件下保证遥操作系统的稳定性和透明性, 突破所谓力反馈双边控制只能应用于时延小于 1s 的遥操作系统的限制。再考虑到它不需要对从端环境建模, 能应用于未知的环境, 它必将在未来的太空、深海探索等方面发挥巨大的作用。

参考文献 (References)

- [1] Lawn C A, Hannaford B. Performance testing of passive communication and control in teleoperation with time delay [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Atlanta, USA: IEEE, 1993: 776-781.
- [2] Anderson R, Spong M. Bilateral control of teleoperators with time delay [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1989, 34(3): 494-501.
- [3] Niemeyer G, Spong J J. Stable adaptive teleoperation [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1991, 16(1): 152-162.

- [4] Cho H C, Park J H, Kim K, et al. Sliding mode based impedance controller for bilateral teleoperation under varying time delay [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Seoul, Korea: IEEE, 2001: 1025-1029.
- [5] Yokokohji Y, Yoshikawa T. Bilateral control of master-slave manipulators for ideal kinesthetic coupling [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Nice, France: IEEE, 1992: 849-858.
- [6] Hashrudi-Zaad K, Salcedo S E. Transparency in time-delayed systems and the effect of local force feedback for transparent teleoperation [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 18(1): 101-114.
- [7] Inaila T, Yokokohji Y, Doi T, et al. Ground-space bilateral teleoperation experiment using ETS-V II robot arm with direct kinesthetic coupling [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Seoul, Korea: IEEE, 2001: 1031-1038.
- [8] 陈惠开, 吴新余, 吴叔美. 现代网络分析 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 1992.

作者简介:

邓启文 (1977-), 男, 博士生。研究领域: 机器人技术, 大时延遥操作技术。

韦庆 (1969-), 男, 教授。研究领域: 机器人力控制, 智能机器人, 大时延遥操作技术。

李泽湘 (1961-), 男, 教授。研究领域: 机器人技术, 运动控制, 机床数控系统。