中国科学 : 信息科学　2010 年　第 40 卷　第 10 期 : 1351 ~ 1362
www.scichina.com　info.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS
论　文

# 基于自主运动状态估计及信息交互的多移动机器人协作定位

庄严*, 顾明伟, 王伟, 于海洋

大连理工大学信息与控制研究中心, 大连 116024
* 通信作者. E-mail: zhuang@dlut.edu.cn

收稿日期: 2009–06–03; 接受日期: 2010–01–04
国家自然科学基金 (批准号: 60605023, 60775048) 和国家高技术研究发展计划 (批准号: 2007AA04Z257) 资助项目

**摘要**　主要研究了未知动态环境中多移动机器人利用环境信息交互完成协作定位的问题. 考虑移动机器人自身运行状态对协作定位的影响, 提出基于自主运动状态估计的协作定位周期自适应选择算法. 为避免机器人相互直接观测需要配备特定标识的局限, 并充分利用处于同一场景中多机器人观测信息的可交互性, 论文提出基于 MbICP 算法的多机器人观测信息交互方法, 同时利用扩展 Kalman 滤波实现多机器人变速运行中的协作定位. 通过应用于 Pioneer 3-DX 机器人平台所获得的协作定位实验结果及数据分析, 验证了所提方法的有效性和实用性.

**关键词**
多机器人协作定位
运动状态估计
MbICP
扩展 Kalman 滤波

## 1　引言

多移动机器人协作定位是机器人应用中的一个重要研究方向, 也是保证多机器人协作导航与环境探索的基础. 多机器人协作定位是指一队机器人在共同的工作环境内相互协作, 同时寻求确定各自在所工作环境中的位姿. 由于机器人在定位过程中可进行相互感知从而获得相互间的相对位置信息, 这将显著地加速机器人的定位过程, 但同时也造成个体机器人进行位姿估计的相关性.

近年来, 众多学者对多机器人协作定位问题展开了研究. Fox 等 [1] 把单机器人 Markov 定位方法加以扩展, 提出了一种用于多机器人协作定位的概率统计算法, 机器人使用概率分布描述自身位姿信息, 并通过其他机器人的观测信息更新概率分布. Stroupe 等 [2] 基于 Bayes 规则及 Kalman 滤波理论, 应用二维 Gauss 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. Howard 等 [3] 应用最大似然估计和数值优化方法, 利用机器人群体的相对观测信息来改善定位精度. Rekleitis 等 [4] 把机器人群分为几个不同的组, 每次只有一组机器人运动, 而其他机器人则作为路标来进行多机器人协作定位. Roumeliotis[5] 提出了用分布式 Kalman 滤波来定位移动机器人的方法, 详细讨论了同类机器人相对定位的位姿不确定性, 用 Riccati 方程描述了位姿估计的不确定性更新过程. Martinelli[6] 给出了用于定位的相对观测函数形式. Kondaxakis [7] 分析了集中式扩展 Kalman 滤波多机器人定位方法, 并给出了具体的定位方程和矩阵表达形式. 王玲等 [8] 综合了粒子滤波和扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, 简记为 EKF) 方法各自的优点, 提出了基于 PF-EKF 的多机器

**引用格式:** 庄严, 顾明伟, 王伟, 等. 基于自主运动状态估计及信息交互的多移动机器人协作定位. 中国科学: 信息科学, 2010, 40: 1351–1362

人协作定位方法. Nerurkar 等 [9] 提出了一种基于最大后验估计的分布式协作定位算法, 并通过仿真实验验证了该方法要优于 EKF 多机器人定位算法. 现有的多机器人协作定位理论, 主要针对理想的机器人运行环境, 没有考虑机器人运行时状态对协作定位带来的影响. 对定位理论的验证多数局限于仿真阶段. 文献 [10, 11] 给出了协作定位的部分实际实验. 前者为实现机器人观测信息的有效获取, 在机器人本体上安装了特定的位姿标识. 这不但增加了机器人的负载, 而且无法获取两个机器人之间的方向角关系. 后者在实验室的棚顶安装了视觉系统, 而且实验环境是特别定制的结构化场景, 无法满足在复杂室内环境中实际应用的需求. 文献 [8] 亦给出了部分实际实验, 但是该文所采用的实验平台为足球机器人, 实验场景和设备较为单一. 此外该实验采用基于全景视觉的图像处理方法来获取机器人间的观测信息, 仅能获得机器人间的相对偏角, 对协作定位方法的实际验证不够完整.

本文研究工作着重解决多机器人协作定位应用中的如下几方面问题. 第 1 个问题是, 如果机器人自身无法安装特定的位姿标识, 或者由于环境中有人或其他动态障碍物的遮挡, 使得机器人之间无法进行直接观测的情况下, 是否能够保证协作定位所必需的机器人相互位姿观测信息的有效获取. 第 2 个问题是, 实际工作中的机器人能否保证变速运动中有效的协作定位 (on-the-fly cooperative localization), 而不是部分机器人运动但其他机器人静止作为路标, 或是参与定位的机器人需要保持匀速运动. 第 3 个问题是, 协作定位算法是否能够保证在复杂动态环境中的可靠性, 而不是只运行于文献中通常采用的人为设定的结构化静态场景.

对于第 1 个问题, 本文将 MbICP(metric-based iterative closest point) 算法引入到多机器人协作定位中, 通过对复杂环境中的机器人激光扫描数据进行实时匹配, 将匹配最优解析解作为观测信息, 从而避免了实验中需配备特定标识来获得机器人间观测信息的局限, 保证了观测信息交互的实时性. 针对问题 2, 本文提出了基于自主运动状态估计的协作定位周期自适应选择算法, 从而避免了机器人处于稳定运行中的过度频繁定位, 以及在非稳定运行中经常出现的无效定位, 从而解决了机器人运行状态会对协作定位带来影响的问题. 利用基于自主运动状态估计及信息交互的多移动机器人扩展 Kalman 滤波协作定位算法, 本文在 Pioneer 3-DX 机器人平台上实现了多机器人动态运行中的协作定位. 特别是针对问题 3, 本文实验环境没有采用人为设定的结构化场景, 而是选择环境信息杂乱的未知室内场景, 并且场景中有运动人体目标的干扰. 实验结果表明本文所提算法可完全满足室内环境中多移动机器人协作定位的实际需要, 并具有良好的鲁棒性和实用性.

## 2 移动机器人自主运动状态估计

移动机器人的自主运动状态估计是指移动机器人在运动过程中通过自身携带的内部传感器里程计来估计自身的运动位姿、运动速度以及运行状态. 由于单纯依靠里程计的预估计, 使得机器人的定位误差随着机器人运行路径和运行时间的增加而逐渐累积增长并导致发散, 因此本文引入了扩展 Kalman 滤波器, 来控制机器人的定位误差增长趋势. 机器人间协作定位的过程, 需要机器人能够基于对自身运动状态的有效估计, 判断并合理的选择协作定位的时机, 以保证多机器人协作定位误差的有效降低.

基于集中式扩展 Kalman 滤波器的多机器人协作定位, 通常假定机器人间的相互观测可瞬时获得, 但这种理想情况在实际应用中是无法保证的. 现有的环境感知与数据处理方法都存在计算上的延时, 此外机器人之间的通信也会带来一定的延时. 为了降低延时对定位所造成的影响, 应选择机器人处于相对稳定的运动状态时进行定位. 也就是说, 应当根据机器人当前的运行状态自主的调整定位周期,

避免机器人处于稳定低速运行中的过度频繁定位, 以及在高速动态运行中的无效定位, 从而提高了定位效率.

机器人运行过程中, 以 $v^s$ 和 $\omega^s$ 作为判断机器人是否处于稳定运行状态的速度阈值. 假设机器人 A 和 B 进行协作定位, $v^{\mathrm{A}}$ 和 $v^{\mathrm{B}}$ 为机器人 A、B 的线速度, $\omega^{\mathrm{A}}$ 和 $\omega^{\mathrm{B}}$ 为机器人 A、B 的角速度, $\Delta t$ 为里程计采样周期, $M$ 为周期增益系数. $T_{\max}$ 为系统默认最长定位周期, $t_{\mathrm{count}}$ 为自上次定位以来系统经过的时间, $T$ 为当前系统定位周期. 则有基于状态估计的自适应选择定位周期流程如下:

(1) 参数初始化, 将滤波周期设为默认最大值 $T = T_{\max}$, 同时令 $t_{\mathrm{count}} = 0$;

(2) 分别计算 $|v^s/v^{\mathrm{A}}|$, $|v^s/v^{\mathrm{B}}|$, $|\omega^s/\omega^{\mathrm{A}}|$, $|\omega^s/\omega^{\mathrm{B}}|$, 并令其中的最小值为 $\xi$, 同时判断该最小值是否小于经验值 $\xi^c$(本文中设定 $\xi^c = 1.1$). 如果 $\xi$ 小于 $\xi^c$, 则说明有机器人处于非稳定运行状态, 重置 $T = T_{\max}$, 并进入步骤 (4); 如果 $\xi$ 大于 $\xi^c$, 则进入步骤 (3);

(3) 取步骤 (2) 中的最小值 $\xi$, 将其乘以周期增益系数 $M$, 取整后再乘以 $\Delta t$, 得到当前时刻系统的预估计定位周期 $T_{t_k} = \mathrm{INT}(\xi \times M)_{t_k} \times \Delta t$ (INT( ) 为取整函数), 将其与 $T$ 作比较, 并更新 $T = \min\{T, T_{t_k}\}$;

(4) 将 $t_{\mathrm{count}}$ 与 $T$ 作比较, 若 $t_{\mathrm{count}}$ 大于 $T$, 则执行滤波定位算法, 并令 $t_{\mathrm{count}} = 0$, $T = T_{\max}$;

(5) 计算并更新 $t_{\mathrm{count}} = t_{\mathrm{count}} + \Delta t$, 并返回步骤 (2).

移动机器人处于稳定运行状态是进行定位的必要条件之一. 基于 MbICP 算法的机器人观测信息交互, 要求机器人的激光扫描范围要具有一定的重叠区域, 从而保证可提供足够多的激光测距点用于扫描数据匹配. 因此进行多机器人协作的另一个必要条件是进行信息交互的两个机器人自身方向角之间的夹角小于 50°, 两机器人质心距离小于 3 m.

## 3 基于 MbICP 的协作信息交互

### 3.1 MbICP 匹配算法

MbICP 算法是 Minguez 等人 [12] 针对密集二维环境扫描数据点匹配问题, 在经典的 ICP 算法基础上进一步提出的扫描匹配算法. 采用 MbICP 算法对两组扫描区域有重叠的数据点进行匹配可获得两组数据点最优匹配的解析解. MbICP 算法相较于经典的 ICP 算法, 在最近匹配数据点规则的设定中, 引入了对匹配数据点旋转分量的估计, 该方法对匹配的两组数据点在旋转分量上具有较强的校正能力. 基于扩展 Kalman 滤波的协作定位算法, 需要准确获得机器人自身方向角之间的相对角度, 因此本文采用 MbICP 算法来作为扫描数据点的匹配算法. MbICP 算法基本原理如下:

采用 MbICP 算法, 设需要匹配的两个扫描数据集为 $\hat{M}^{\mathrm{A}}$ 和 $\hat{M}^{\mathrm{B}}$, 它们的匹配位姿变化 $\Delta \boldsymbol{x} = (x, y, \theta)^{\mathrm{T}}$, 则存在由常数因子 $\Gamma$ 定义的范数 $\|\Delta \boldsymbol{x}\| = \sqrt{x^2 + y^2 + \Gamma^2\theta^2}$ 意义下的度量尺度 (注: 如果采用经典的 ICP 算法则度量尺度 $\|\Delta \boldsymbol{x}\| = \sqrt{x^2 + y^2}$) 使得刚体变换满足两个扫描样本点 $p = (p_x, p_y) \in \hat{M}^{\mathrm{A}}$ 和 $q = (q_x, q_y) \in \hat{M}^{\mathrm{B}}$ 的距离最小, 即 $d(p, q) = \min\{\|\Delta \boldsymbol{x}\|\}$. 由于 $\theta$ 的变化较小, 经过化简计算可得到

$$\|\Delta \boldsymbol{x}\|^2 = (p_x - q_x + q_y\theta)^2 + (p_y - q_y + q_x\theta)^2 + \Gamma^2\theta^2 = a\theta^2 + b\theta + c, \tag{1}$$

当且仅当 $\theta = -b/2a$, (1) 式存在唯一的极小值:

$$\|\Delta \boldsymbol{x}\|^2 = (-b^2 + 4ac)/4a. \tag{2}$$

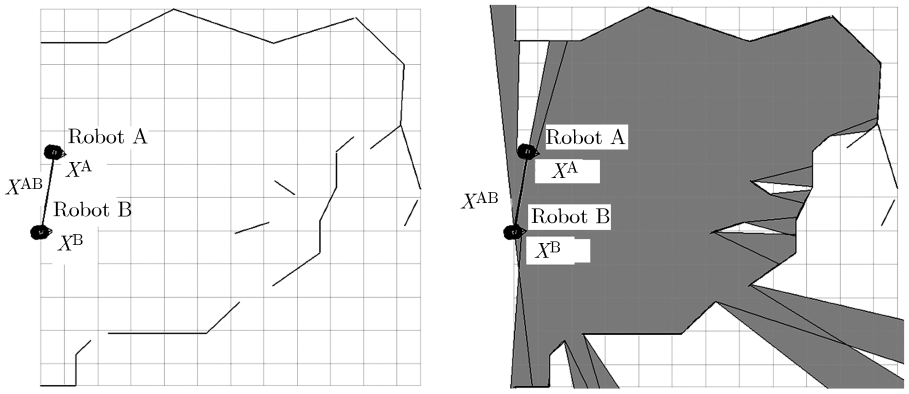


**图 1　局部环境中机器人 A、B 及其激光扫描效果图**

根据 (2) 式所描述的距离确定与样本点 $p$ 最近的 $q$. 此时的误差能量方程为

$$E=\sum_{i=1}^{N}\|\Delta\boldsymbol{x}_i\|^2=(\Delta\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}}A(\Delta\boldsymbol{x})+2b^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{x}+C, \tag{3}$$

其解为 $\Delta\boldsymbol{x}_{\min}=-A^{-1}b$, 匹配的误差协方差 $C(\Delta\boldsymbol{x})\approx\alpha A^{-1}$[13], 其中 $\alpha=E_{\min}/(N-3)$, $N$ 为当前匹配上的数据点的数目.

### 3.2　利用激光数据匹配的协作信息交互

在多机器人协作定位过程中, 若机器人之间不能获取相对位姿, 则机器人之间无法通过 Kalman 滤波器来定位. 此时, 若机器人均配备有激光测距仪并有相互通信能力, 同时考虑它们位于同一个局部环境中, 则可利用周边环境作为中介, 通过环境量测信息的匹配来间接确定机器人之间的相对位姿. 如图 1 所示, A、B 两个机器人的激光扫描区域有较大范围的重叠, 但此时由于缺乏位姿标识装置和其他的图像识别手段, 无法进行直接观测以获取其相对位姿.

基于移动机器人自主运动状态估计, 系统判断当前 A、B 两机器人的运行条件符合观测的要求, 即激光扫描区域有较大范围的重叠、相距较近、运行在稳定状态. 定位开始时, 系统实时获取机器人 A、B 的激光扫描数据集 $M^{\mathrm{A}}$ 和 $M^{\mathrm{B}}$, 并得到当前两机器人的全局位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{A}}$ 和 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{B}}$. 协作定位算法需要获取该时刻机器人 A、B 的相对位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}$, 系统针对激光扫描数据集 $\boldsymbol{M}^{\mathrm{A}}$ 和 $\boldsymbol{M}^{\mathrm{B}}$, 采用 MbICP 算法来计算两机器人激光扫描数据的最优匹配解析解, 进而得到机器人 A、B 的最优匹配相对位姿 $\tilde{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{AB}}=(x^{\mathrm{AB}},y^{\mathrm{AB}},\theta^{\mathrm{AB}})^{\mathrm{T}}$, 并计算误差. 机器人激光数据基于 MbICP 算法的匹配流程如下:

(1) 基于全局位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{A}}$ 和 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{B}}$, 计算预估计位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}=(x_0,y_0,\theta_0)^{\mathrm{T}}$;

(2) 将激光数据集 $M^{\mathrm{A}}$ 和 $M^{\mathrm{B}}$ 从传感器坐标系转换到机器人坐标系下, 并依据预估计位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}$, 将机器人 B 的激光数据集转换至机器人 A 坐标系下, 从而产生新的激光数据集 $\hat{M}^{\mathrm{A}}$ 和 $\hat{M}^{\mathrm{B}}$, 这使得新的两组匹配数据集满足了 (1) 式的 $\theta$ 变化较小约束条件.

(3) 通过 MbICP 算法对激光数据集 $\hat{M}^{\mathrm{A}}$ 和 $\hat{M}^{\mathrm{B}}$ 匹配, 迭代计算得到其最优匹配位姿 $\Delta\boldsymbol{x}=(x,y,\theta)^{\mathrm{T}}$;

(4) 依据 $\Delta\boldsymbol{x}$ 计算机器人 A、B 的最优匹配相对位姿 $\tilde{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{AB}}=\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}+\Upsilon\Delta\boldsymbol{x}$, 其中坐标变换矩阵

$$\Upsilon=\begin{pmatrix}\cos\theta_0 & \sin\theta_0 & 0\\ -\sin\theta_0 & \cos\theta_0 & 0\\ 0 & 0 & 1\end{pmatrix}.$$

### 3.3 结果及误差分析

多机器人集中式 EKF 协作定位算法, 需要实时获取机器人间的协作交互信息, 即匹配观测向量 $\boldsymbol{z}$ (包括机器人之间相对距离 $\rho$, 机器人位置之间的相对转角 $\varphi$ 和机器人自身方向角之间的相对角度 $\psi$):

$$\boldsymbol{z}=(\rho,\varphi,\psi)^{\mathrm{T}}=\left(\sqrt{(x^{\mathrm{AB}})^2+(y^{\mathrm{AB}})^2},\arctan\left(\frac{y^{\mathrm{AB}}}{x^{\mathrm{AB}}}\right),\theta^{\mathrm{AB}}\right)^{\mathrm{T}}. \tag{4}$$

又已知 $\tilde{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{AB}}=\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}+\Upsilon\Delta\boldsymbol{x}$, 且 $C(\Delta\boldsymbol{x})\approx\alpha A^{-1}$, 故 $\boldsymbol{z}$ 的误差协方差矩阵为

$$C(\boldsymbol{z})=H_0\Upsilon C(\Delta\boldsymbol{x})\Upsilon^{\mathrm{T}}H_0^{\mathrm{T}}, \tag{5}$$

其中, $H_0$ 为匹配观测 Jacobi 矩阵:

$$H_0=\left(\frac{\partial\boldsymbol{z}}{\partial x^{\mathrm{AB}}},\frac{\partial\boldsymbol{z}}{\partial y^{\mathrm{AB}}},\frac{\partial\boldsymbol{z}}{\partial\theta^{\mathrm{AB}}}\right)=\begin{pmatrix}\frac{x^{\mathrm{AB}}}{\sqrt{(x^{\mathrm{AB}})^2+(y^{\mathrm{AB}})^2}} & \frac{y^{\mathrm{AB}}}{\sqrt{(x^{\mathrm{AB}})^2+(y^{\mathrm{AB}})^2}} & 0\\ \frac{-y^{\mathrm{AB}}}{\sqrt{(x^{\mathrm{AB}})^2+(y^{\mathrm{AB}})^2}} & \frac{x^{\mathrm{AB}}}{\sqrt{(x^{\mathrm{AB}})^2+(y^{\mathrm{AB}})^2}} & 0\\ 0 & 0 & 1\end{pmatrix}. \tag{6}$$

多机器人 EKF 协作定位算法, 需要获得 $\boldsymbol{z}$ 的误差, 这里假定该误差满足 Gauss 分布.

## 4 基于 EKF 的多机器人协作定位

### 4.1 多移动机器人系统的状态与协方差估计

设 $XOY$ 为全局坐标系, 移动机器人 $R^i$ 在全局坐标系下坐标记为 $\boldsymbol{x}^i=(x^i,y^i,\theta^i)^{\mathrm{T}}$, 如图 2 所示. 单个移动机器人 $R^i$ 控制系统满足非线性约束条件, 其非线性微分方程表示为

$$\boldsymbol{x}_k^i=f(\boldsymbol{x}_{k-1}^i,u_{k-1}^i,w_{k-1}^i), \tag{7}$$

其中, $\boldsymbol{x}_k^i$ 为机器人 $R^i$ 在 $k$ 时刻的状态向量, $u_{k-1}^i$ 为 $k-1$ 时刻的输入控制向量, $w_{k-1}^i$ 为系统测量噪声.

定义机器人 $R^i$ 的状态向量的先验估计为 $\tilde{\boldsymbol{x}}_k^i=f(\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i,u_{k-1}^i,0)$, 其中 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i$ 为机器人 $R^i$ 在 $k-1$ 时刻的状态后验估计. 因此, 方程 (7) 可以近似线性化为方程

$$\boldsymbol{x}_k^i-\tilde{\boldsymbol{x}}_k^i=\boldsymbol{\Phi}_{k-1}^i(\boldsymbol{x}_{k-1}^i-\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i)+W_{k-1}^iw_{k-1}^i, \tag{8}$$

其中, $\boldsymbol{\Phi}_{k-1}^i$ 和 $W_{k-1}^i$ 分别为 $k-1$ 时刻的系统状态转移矩阵和噪声输入矩阵.

系统先验状态估计方程满足 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i=f(\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^i,u_{k-1}^i,w_{k-1}^i)$, 当机器人 $R^i$ 的运动速度作为控制系统输入量时, 其控制输入误差表示为 $w^i=(w_v^i,w_\omega^i)^{\mathrm{T}}$, 则其先验状态 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i$ 在给定时间 $\Delta t$ 内的估计方程满足

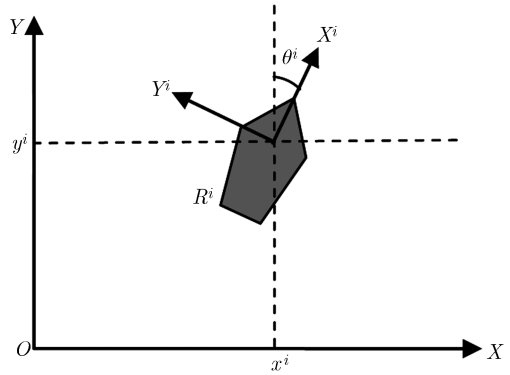


**图 2　机器人全局坐标系下的位姿表示**

$$\begin{pmatrix} \hat{x}^i_{k|k-1} \\ \hat{y}^i_{k|k-1} \\ \hat{\theta}^i_{k|k-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{x}^i_{k-1} \\ \hat{y}^i_{k-1} \\ \hat{\theta}^i_{k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} (v^i_{k-1}+w^i_v)\Delta t\cos\theta^i_{k-1} \\ (v^i_{k-1}+w^i_v)\Delta t\sin\theta^i_{k-1} \\ (\omega^i_{k-1}+w^i_\omega)\Delta t \end{pmatrix}. \tag{9}$$

机器人 $R^i$ 的定位误差协方差推算公式为 $p^i_{k|k-1}=\Phi^i_{k-1}p^i_{k-1}(\Phi^i_{k-1})^{\mathrm{T}}+W^i_{k-1}q^i_{k-1}(W^i_{k-1})^{\mathrm{T}}$. 其中 $\Phi^i_k$, $W^i_k$ 为 $k$ 时刻机器人 $R^i$ 状态 $\boldsymbol{x}^i$ 和控制输入噪声 $w^i$ 的 Jacobi 矩阵; $p^i_k$ 是机器人 $R^i$ 的状态估计误差的协方差, $q^i_k$ 是控制输入噪声 $w^i$ 的协方差. 计算得到 $k$ 时刻的 $\Phi^i$ 和 $W^i$ 描述如下:

$$\Phi^i=\begin{pmatrix} 1 & 0 & -(v^i+w^i_v)\Delta t\sin\theta^i \\ 0 & 1 & (v^i+w^i_v)\Delta t\cos\theta^i \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},\ W^i=\begin{pmatrix} \Delta t\cos\theta^i & 0 \\ \Delta t\sin\theta^i & 0 \\ 0 & \Delta t \end{pmatrix}.$$

以两个移动机器人 $R^i$ 和 $R^j$ 组成的最简多机器人系统为例, 该机器人系统的非线性微分方程可描述为

$$\boldsymbol{x}_k=f(\boldsymbol{x}_{k-1},u_{k-1},w_{k-1})=\begin{pmatrix} f(\boldsymbol{x}^i_{k-1},u^i_{k-1},w^i_{k-1}) \\ f(\boldsymbol{x}^j_{k-1},u^j_{k-1},w^j_{k-1}) \end{pmatrix}, \tag{10}$$

其中, $\boldsymbol{x}_k=(\boldsymbol{x}^i_k,\boldsymbol{x}^j_k)^{\mathrm{T}}$ 为多机器人系统在 $k$ 时刻的状态向量, $u_{k-1}=(u^i_{k-1},u^j_{k-1})^{\mathrm{T}}$ 为 $k-1$ 时刻的输入控制向量, $w_{k-1}=(w^i_{k-1},w^j_{k-1})^{\mathrm{T}}$ 为 $k-1$ 时刻的测量噪声.

多机器人系统定位误差协方差推算公式为 $P_{k|k-1}=\Phi_{k-1}P_{k-1}\Phi^{\mathrm{T}}_{k-1}+W_{k-1}Q_{k-1}W^{\mathrm{T}}_{k-1}$, 其中 $P_k$ 是 $k$ 时刻多机器人系统状态 $\boldsymbol{x}$ 的估计误差的协方差, 而 $Q_k$ 是控制输入噪声 $w$ 的协方差; $\Phi_{k-1}$ 和 $W_{k-1}$ 分别为 $k-1$ 时刻的系统状态转移 Jacobi 矩阵和噪声输入 Jacobi 矩阵. 具体描述如下:

$$P=\begin{pmatrix} p^i & p^{ij} \\ p^{ji} & p^j \end{pmatrix},\Phi=\begin{pmatrix} \Phi^i & 0 \\ 0 & \Phi^j \end{pmatrix},W=\begin{pmatrix} W^i & 0 \\ 0 & W^j \end{pmatrix},Q=\begin{pmatrix} q^i & 0 \\ 0 & q^j \end{pmatrix},$$

### 4.2　基于激光测距数据匹配的非线性观测

在移动机器人运动过程中, 假设在 $k$ 时刻, 机器人 $R^i$ 观测到 $R^j$, 并获得了观测信息如图 3 所示,

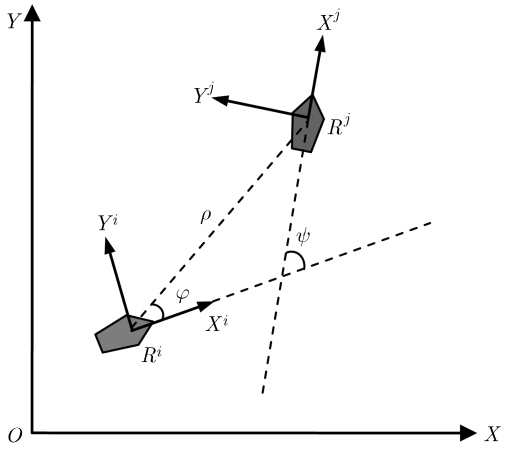


**图 3 两个机器人之间相对观测量示意图**

记为系统观测向量 $\bar{\boldsymbol{z}}$, 其非线性观测方程可描述为

$$\bar{\boldsymbol{z}} = h(\boldsymbol{x}^i, \boldsymbol{x}^j, \xi), \tag{11}$$

其中, $\boldsymbol{x}^i$ 和 $\boldsymbol{x}^j$ 分别为机器人 $R^i$ 和 $R^j$ 的状态, $\xi$ 为机器人观测噪声, 将非线性观测方程 (10) 线性化描述为

$$\bar{\boldsymbol{z}} = \tilde{\boldsymbol{z}} + H^i(\boldsymbol{x}^i - \tilde{\boldsymbol{x}}^i) + H^j(\boldsymbol{x}^j - \tilde{\boldsymbol{x}}^j) + H^\xi \xi, \tag{12}$$

其中, $H^i, H^j$ 和 $H^\xi$ 分别为观测函数 $h$ 相对于机器人状态 $\boldsymbol{x}^i$、$\boldsymbol{x}^j$ 和观测噪声 $\xi$ 的 Jacobi 矩阵, $\tilde{\boldsymbol{z}} = h(\tilde{\boldsymbol{x}}^i, \tilde{\boldsymbol{x}}^j, 0)$ 为先验观测估计.

系统观测向量在全局坐标系下可描述为

$$\bar{\boldsymbol{z}} = \begin{pmatrix} \rho \\ \varphi \\ \psi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho^{ij} \\ \arctan \frac{-\sin\theta^i(x^j - x^i) + \cos\theta^i(y^j - y^i)}{\cos\theta^i(x^j - x^i) + \sin\theta^i(y^j - y^i)} \\ \theta^j - \theta^i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \xi^\rho \\ \xi^\varphi \\ \xi^\psi \end{pmatrix}, \tag{13}$$

其中 $\rho^{ij} = \sqrt{(x^j - x^i)^2 + (y^j - y^i)^2}$, 则 $\bar{\boldsymbol{z}}$ 关于系统状态的 Jacobi 矩阵为

$$H = \begin{pmatrix} H^i & H^j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{x^i - x^j}{\rho^{ij}} & \frac{y^i - y^j}{\rho^{ij}} & 0 & \frac{x^j - x^i}{\rho^{ij}} & \frac{y^j - y^i}{\rho^{ij}} & 0 \\ \frac{y^j - y^i}{(\rho^{ij})^2} & \frac{x^i - x^j}{(\rho^{ij})^2} & -1 & \frac{y^i - y^j}{(\rho^{ij})^2} & \frac{x^j - x^i}{(\rho^{ij})^2} & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \tag{14}$$

关于观测噪声 $\xi$ 的 Jacobi 矩阵为 $H^\xi = I$, 观测噪声协方差矩阵记为 $R$.

基于该非线性观测向量数学描述模型, 当机器人 $R^i$ 和 $R^j$ 可形成观测时, 系统通过通信实时获取到机器人 $R^i$ 和 $R^j$ 的激光传感器数据集, 根据本文第 3 节的描述, 采用 MbICP 算法计算获得两组激光数据的最优匹配位姿解析解, 从而进一步计算得到两机器人的实时匹配观测向量为 (注: $i, j$ 和公式 (4) 中 A, B 对应)

$$\boldsymbol{z} = \begin{pmatrix} \rho \\ \varphi \\ \psi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{(x^{ij})^2 + (y^{ij})^2} \\ \arctan \frac{y^{ij}}{x^{ij}} \\ \theta^{ij} \end{pmatrix}. \tag{15}$$

计算匹配观测向量 $\boldsymbol{z}$ 的误差协方差矩阵 Cov($\boldsymbol{z}$), 考虑到各个观测分量之间的相关性很小, 因此在实际应用中, 观测误差协方差矩阵 $R$ 只选取 Cov($\boldsymbol{z}$) 的主对角元.

### 4.3 状态与协方差更新

在多机器人协作定位过程中, 多机器人系统状态 $\boldsymbol{x}$ 及误差协方差矩阵 $P$ 实时的进行校正与更新. 采用扩展 Kalman 滤波定位方法, 当两个机器人之间存在相互观测时, 其新息协方差矩阵更新方程为

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^{\mathrm{T}} + H_k^{\xi} R_k (H_k^{\xi})^{\mathrm{T}}, \tag{16}$$

其中, $P$ 为系统的协方差矩阵, $R$ 为相对位姿观测噪声协方差矩阵, $H$ 和 $H^{\xi}$ 分别为对应的 Jacobi 矩阵. Kalman 增益 $K_k$ 满足方程

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^{\mathrm{T}} S_k^{-1}. \tag{17}$$

协作定位系统状态 $\boldsymbol{x} = (\boldsymbol{x}^i \quad \boldsymbol{x}^j)^{\mathrm{T}}$ 的滤波估计更新方程满足

$$\begin{pmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}_k^i & \hat{\boldsymbol{x}}_k^j \end{pmatrix}^{\mathrm{T}} = \begin{pmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i & \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^j \end{pmatrix}^{\mathrm{T}} + K_k(\boldsymbol{z}_k - h(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^i, \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}^j, 0)). \tag{18}$$

机器人协作定位的误差协方差更新方程为

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}. \tag{19}$$

采用扩展 Kalman 滤波方法, 通过误差更新方程 (19) 的计算, 可有效降低当前机器人的定位误差, 控制误差的增长趋势.

## 5 实验结果及分析

实验使用 MobileRobots 公司的 Pioneer 3-DX 机器人, 并基于 MFC、ARIA 与 ArNetworking 软件类库编写协作定位算法程序软件. 该软件所构建的多移动机器人实验平台, 采用集中式通信架构, 能够实现对多台机器人位姿和激光传感器测距数据等信息的实时获取, 并可实时控制机器人的运动.

### 5.1 基于 MbICP 的观测信息匹配实验

将两台配备有激光测距仪的 Pioneer3-DX 机器人置于同一室内环境 (如图 4 所示). 激光测距仪为 SICK LMS 200, 其测距范围为 180°, 测距方向与机器人的前进方向相一致. 实验中保证两机器人的激光测距角度始终有较大范围的重叠区域, 具体如图 4 所示. 通过无线网络通信实时获取两机器人的激光扫描数据, 利用 C++ 编写 MbICP 算法程序实时对观测数据进行匹配, 所得结果如图 5~7 所示. 其中 MbICP 算法的主要参数设置如下: 常数因子 $\Gamma$ 取值为 3, 扫描匹配点匹配最大偏角为 0.18 rad, 扫描匹配点匹配最长距离为 0.3 m. 首先为两移动机器人初始化全局相对位姿为 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}} \approx$(0.2 m, −1.0 m, 0.1 rad)$^{\mathrm{T}}$. 由于该初始化的相对位姿只是一个初略的估计值, 因此其与真实位姿相比较存在较大偏差.

依据预估计相对位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}$, 对机器人 A、B 激光扫描数据点进行匹配 (注: 红色为机器人 A 激光测距数据, 蓝色为机器人 B 激光测距数据, 下同). 图 5 所示为未匹配前两个机器人的原始激光测距数据; 图 6 为基于相对位姿 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{AB}}$ 所得到的激光测距数据预匹配结果; 图 7 为利用 MbICP 算法所获得的激光测距数据匹配结果, 该结果表明两组测距数据能够实现很好的匹配.



图 4 在两个机器人协作定位过程中引入人为动态干扰的实验场景

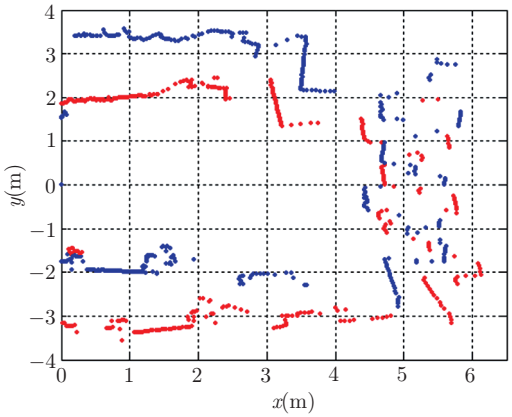


图 5 两个机器人扫描的原始激光数据

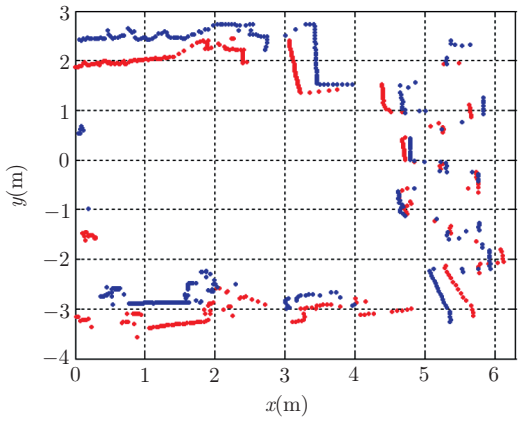


图 6 原始激光数据基于 $x^{\mathrm{AB}}$ 预匹配后的效果

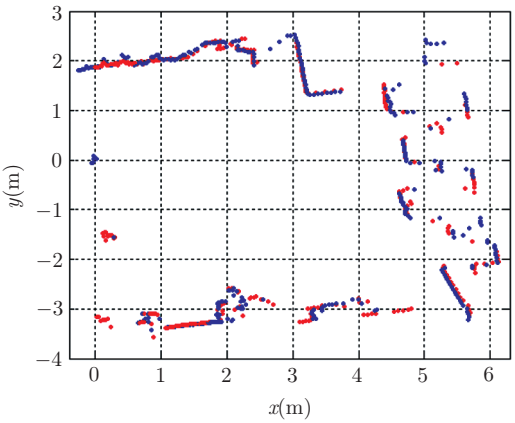


图 7 预匹配后再用 MbICP 算法匹配之后的效果

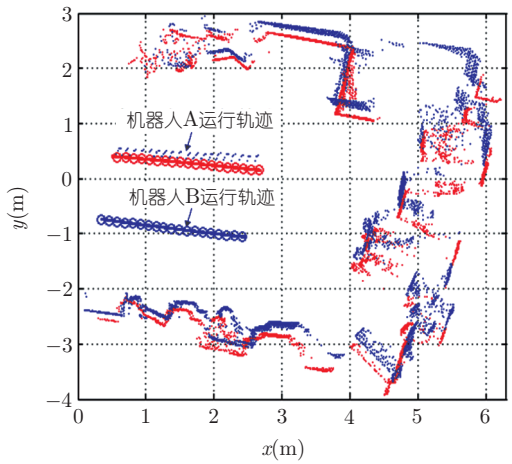


图 8 两个移动机器人基于位姿预估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

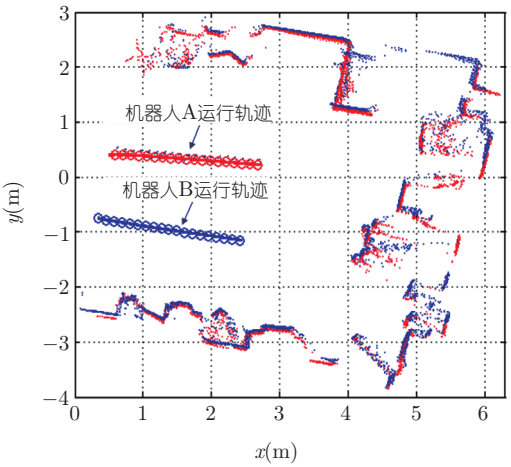


图 9 两个移动机器人基于扩展 Kalman 滤波位姿估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

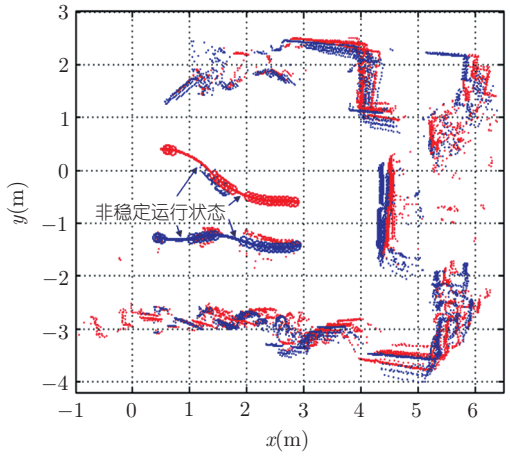


图 10　引入自适应选择定位周期后, 两个移动机器人基于位姿预估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

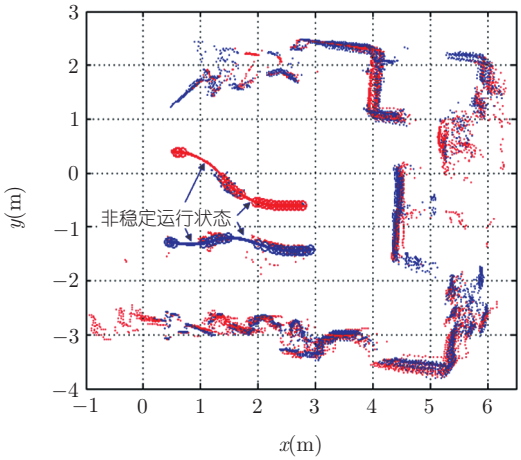


图 11　引入自适应选择定位周期后, 两个移动机器人基于扩展 Kalman 滤波位姿估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

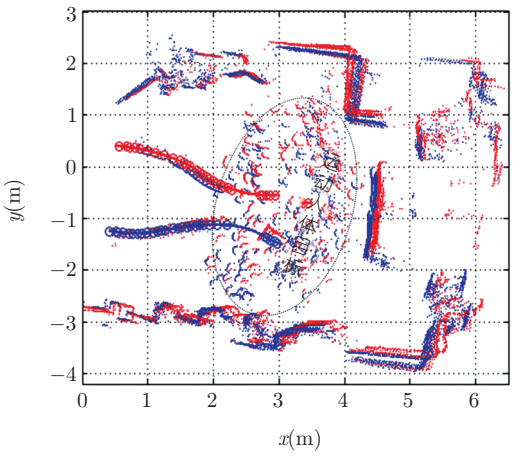


图 12　动态人体目标干扰下, 两个移动机器人基于位姿预估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

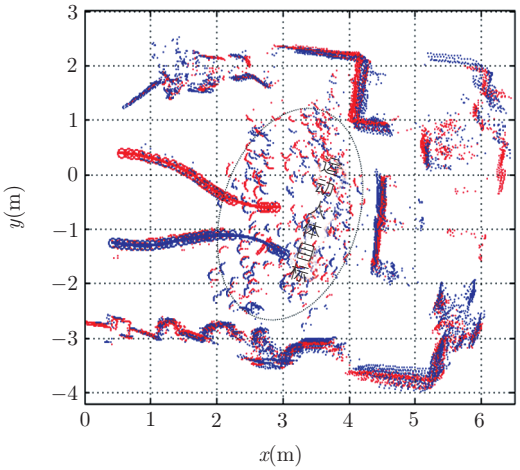


图 13　动态人体目标干扰下, 两个移动机器人基于扩展 Kalman 滤波位姿估计的运动轨迹以及相应的激光扫描数据

采用 MbICP 算法, 对预匹配激光数据点进行筛选得到可匹配数据点对数 $N = 248$, 得到最优匹配解析位姿为 $\tilde{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{AB}}$=(0.28419 m, −1.56595 m, 0.217351 rad)$^{\mathrm{T}}$. 通过公式 (4) 计算得到两个移动机器人间的观测向量为 $\boldsymbol{z} = (\rho, \varphi, \psi)^{\mathrm{T}}$=(1.5915 m, −1.39127 rad, 0.217351 rad)$^{\mathrm{T}}$. 通过公式 (5) 计算得到算法的匹配观测误差为 $C(\rho, \varphi, \psi)$ =diag{0.00107 m$^2$, 0.000441 rad$^2$, 0.000155 rad$^2$}. 从匹配的结果来看, 虽然机器人间的预估计相对位姿存在较大的偏差, 但是通过 MbICP 算法的匹配与校正仍能得到精确的相对位姿.

### 5.2　基于自主运动状态估计的协作定位实验

为了验证基于 MbICP 算法对机器人激光测距数据进行匹配所得相互观测值对协作定位的影响,

让两台移动机器人在室内环境中以一定的相对角度做直线运动, 以固定周期 $T = 1$ s 进行协作定位. 机器人的运行线速度约为 100 mm/s, 里程计采样周期 $\Delta t$ =50 ms. 实验结果如图 8 和 9 所示.

对比图 8 和 9, 图中央的红色和蓝色圆圈连线分别表示机器人 A 和 B 的运行轨迹. 圆圈表示移动机器人在该位置发生定位. 图 8 为只利用里程计进行状态预估的情况下, 将机器人 A 和 B 进行定位时的每组激光测距数据的坐标都转换到同一全局坐标系下所绘制的激光扫描点分布图. 图 9 为基于扩展 Kalman 滤波进行协作定位的情况下, 将机器人 A 和 B 进行定位时的每组激光测距数据的坐标都转换到同一全局坐标系下的激光扫描点分布图. 分析图 8 可发现该图中 A、B 机器人的激光测距数据轮廓不能重合, 这是因为它们在全局坐标系下的位姿存在较大误差. 该误差一方面是由里程计误差所引入的, 另一方面是由机器人定位之初在初始化全局坐标时所存在的初始位姿误差. 对比两图中对应区域的激光扫描数据可知, 图 9 中的激光测距数据轮廓重合程度高, 由此充分说明, 利用 MbICP 算法进行激光观测值的匹配, 进而利用扩展 Kalman 滤波进行协作定位, 能获得更精确的机器人位姿估计效果.

引入基于机器人自主运动状态估计的自适应选择定位周期算法, 设定两台移动机器人以不同的线速度和角速度进行变速曲线运行 (机器人的线速度和角速度分别在 50~100 mm/s 和 $\pm 2 \sim \pm 5^\circ$/s 之间进行随机切换), 协作定位周期最大值 $T_{\max}$ =1 s, 里程计采样周期 $\Delta t$ =50 ms. 稳定运行状态的速度判断阈值为 $v^s$=200 mm/s, $\omega^s = 5^\circ$/s, 周期增益系数 $M = 10$. 实验结果如图 10 和 11 所示.

通过分析图 10 与 11 中, 红色和蓝色圆圈连线所分别表示机器人 A 和 B 的运行轨迹可知, 两个机器人根据各自的运行状态自主的调整了定位周期, 即两个机器人根据运行中各自当前的运行状态来确定定位时机. 以图 10 中机器人的运行轨迹为例, 可以看出机器人有两段间隔没有发生定位, 这是由于当时机器人运行角速度超过了 $\omega^s/\xi^c \approx 4.55^\circ/s$ 这一阈值, 因此不适于进行协作定位. 比较图 10 与 11 对应区域的激光数据, 能清楚地发现通过 EKF 定位校正后的激光测距数据点重合度更好, 从而直观反映出协作定位的有效性.

为了测试动态障碍物 (室内环境中主要为运动人体目标) 的干扰对本文所提协作定位方法的影响, 在保持上一实验设定不变的情况下, 在机器人进行协作定位过程中, 让两个人体目标在机器人的前方进行往返运动, 实验场景具体如图 4 所示. 得到实验结果如图 12 和 13 所示. 图 12 和 13 中央虚线椭圆所包含的密集不规则激光数据点, 即为人体目标在走动过程中所留下的激光数据痕迹. 分析比较两图中对应区域的激光数据, 可知经过协作定位的机器人所获得的激光测距数据轮廓重合程度更高, 说明本文所提基于 MbICP 匹配的协作信息交互以及多机器人协作 EKF 定位算法不但有效, 而且对动态障碍物的干扰同样也有很强的适应能力.

多机器人协作定位算法的实际实验验证难度较大, 其对实验参数的设定、通信平台的构建都有很高要求. 查阅国内外该领域文献, 多机器人协作定位的实验多是利用固定在移动机器人本体的定位标识, 或利用设定在实验环境的感知系统 (如固定在天棚上的视觉系统) 来实现机器人之间的相互观测. 但这些方法不是增加了机器人的载荷, 就是要对机器人的工作环境进行了改变, 而且也很难适应环境中的动态干扰. 本文所提协作定位新方法有效的解决了上述问题, 而且通过给出的一系列实验结果与分析, 充分验证了本文所提方法的鲁棒性和实用性.

## 6 结论

本文主要研究了多机器人在变速运行过程中基于自主运动状态估计和协作信息交互的协作定位

问题. 为了提高协作定位效率, 提出依据自主运动状态估计来自适应选择定位周期的算法. 同时为了保证多机器人观测信息交互的实时性, 本文引入 MbICP 算法对激光扫描数据进行实时匹配, 进而利用扩展 Kalman 滤波实现了多机器人动态运行中的协作定位. 通过应用于多机器人平台所获得的实验结果及数据分析, 验证了所提方法的有效性和实用性. 如何降低随机观测不确定性对协作定位的影响, 是下一步研究工作的重点.

## 参考文献


1 Fox D, Burgard W, Kruppa H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization. In: Special Issue of Autonomous Robots on Heterogeneous Multi-Robot Systems. Netherland: Springer, 2000, 8: 325–344

2 Stroupe A W, Martin M C, Balch T. Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems. In: Proc IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Seoul, 2001. 1092–1098

3 Howard A, Mataric M J, Sukhatme G S. Localization for mobile robot teams using maximum likelihood estimation. In: Proc IEEE Int Conf on Intelligent Robot and Systems. Lausanne, 2002. 2849–2854

4 Rekleitis I M, Dudek G, Milios E E. Multi-robot cooperative localization: a study of trade-off between efficiency and accuracy. In: Proc IEEE Int Conf on Intelligent Robot and Systems. Lausanne, 2002. 2690–2695

5 Roumeliotis S I, Bekey G A. Distributed multirobot localization. IEEE Trans Robot Autom, 2002, 18: 781–795

6 Martinelli A, Pont F, Siegwart R. Multi-robot localization using relative observations. In: Proc IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Barcellona, 2005. 2797–2802

7 Kondaxakis P, Ruiz V F, Harwin W S. Compensation of observability problem in a multi-robot localization scenario using CEKF. In: Proc IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robot and Systems. Sendai, 2004. 1762–1767

8 王玲, 万建伟, 刘云辉, 等. 基于 PF-EKF 的多机器人合作定位方法. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2007, 33: 1544–1555

9 Nerurkar E D, Roumeliotis S I, Martinelli A. Distributed maximum a posteriori estimation for multi-robot cooperative localization. In: Proc IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobe, 2009. 1042–1049

10 Mourikis A I, Roumeliotis S I. Optimal sensor scheduling for resource-constrained localization of mobile robot formations. IEEE Trans Robot, 2006, 22: 917–931

11 Mourikis A I, Roumeliotis S I. Performance analysis of multirobot Cooperative localization. IEEE Trans Robot, 2006, 22: 666–681

12 Minguez J, Montesano L, Lamiraux F. Metric-based iterative closest point scan matching for sensor displacement estimation. IEEE Trans Robot, 2006, 22: 1047–1054

13 Bengtsson O, Baerveldt A J. Robot localization based on scan-matching-estimating the covariance matrix for the IDC algorithm. Robot Autonom Syst, 2003, 44: 29–40