第36卷第2期 国防科技大学学报 Vol.36 No.2
2014年4月 JOURNAL OF NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY Apr. 2014

doi:10.11887/j.cn.201402032 http://journal.nudt.edu.cn

多机器人最大熵博弈协同定位算法*

华承昊[1,2],窦丽华[1,2],方 浩[1,2]
(1. 北京理工大学 自动化学院,北京 100081;
2. 北京理工大学 复杂系统的智能控制与决策重点实验室,北京 100081)

摘 要: 研究了多机器人观测到同一目标时的协同定位问题。建立了各个机器人相对观测一致程度的数学描述模型,进而提出用基于极大熵准则的最大熵博弈获取使相对观测一致程度最优的协同定位方式。针对博弈结果的多样性,相应地改变观测方程的雅克比矩阵,推导了可适应多机器人各种博弈结果的扩展Kalman滤波协同定位算法。仿真实验表明,方法可实现机器人团队在协同定位时有选择、更高效地共享相互间的观测信息;在保证协同定位精度提高的同时有效地消除了多机器人相对观测信息间的冲突。

关键词: 多机器人;最大熵博弈;一致相对观测;协同定位;扩展Kalman滤波算法

中图分类号: TP316 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2014)02-0192-07

A new cooperative localization algorithm based on maximum entropy gaming

HUA Chenghao[1,2], *DOU Lihua*[1,2], *FANG Hao*[1,2]
(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Key Laboratory of Intelligent Control and Decision of Complex System, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The problem of cooperative localization in the situation when an object is detected by robots simultaneously was studied. As each robot has its own relative observation about the object, a mathematical model for comparing the consistency of these relative observations was presented. With that method, a new cooperative localization algorithm based on maximum entropy gaming and Extended Kalman Filter (EKF) was proposed. As the gaming results are different, the EKF equations that can match any gaming result were derived. Several simulation results showing that the proposed algorithm can improve the localization performance and avoid the relative observations conflict problem in cooperative localization in the meantime.

Key words: multi-robot; maximum entropy gaming; consistent relative observations; cooperative localization; EKF algorithm

随着现代社会的发展和科学技术的不断进步,机器人的应用正从传统的工业领域扩展到医疗服务、教育娱乐、勘探勘测、救灾救援、国防建设和太空探索等新领域[1-3]。面对机器人足球赛、协同作战、卫星编队、集群航天器深空探测等单个机器人不能完成的复杂任务,多机器人系统的研究受到越来越多的关注[3-4]。其中,多机器人协同定位技术是保障其导航和环境探索,乃至能否完成人们所赋予复杂任务的基础[5]。

早期研究多个机器人协同定位算法的有Fox、Howard等人[6-7]。Roumeliotis等[8]将多机器人集中扩展Kalman滤波(Extended Kalman Filter, EKF)定位算法中的交互项,巧妙地分布至相关的各个机器人进行运算,并对其可观测性进行了理论证明。王玲等[9]把混合PF-EKF定位方法运用于协同定位。Luca等[10]扩展并改进了单机器人的Rao-Blackwellized粒子滤波定位算法,降低了原算法在协同定位时对应用约束条件的要求。这些学者都提出利用机器人间相对观测信息,通过融合机器人团队中相互提供的观测信息,能提高所有机器人对环境的感知,实现比单个机器人更高的定位效率和精度[9]。Martinelli等[11]明确指出利用多机器人比单机器人的信息优势,来进行协同定位是多机器人定位最优策略的必然选择。Mazuelas等[12]则引入Fisher信息矩阵来分析协同定位中的信息耦合问题。从中可见,如何融合这些相对观测信息,发挥多机器人优于单机器人的信息优势,是研究协同定位的关键问题

* 收稿日期:2013-11-08
基金项目:北京市教育委员会共建项目专项资助(XK100070532)
作者简介:华承昊(1983—),男,江西于都人,博士研究生,E-mail:huachenghao@bit.edu.cn;
窦丽华(通信作者),女,教授,博士,博士生导师,E-mail:doulihua@bit.edu.cn

之一[8]。为此,根据信息论和博弈论的基本原理,提出运用最大熵博弈[13]获取整体观测信息量化一致程度最优的 EKF 协同定位方法。经仿真实验验证了算法在协同定位时能有选择地融合和共享相互间的观测信息;在保障协同定位精度提高的同时,有效地消除了多机器人相对观测信息间的冲突,使得多机器人能更适时、灵活和协调地完成其所赋予的任务。

1　共同观测一致度的数学建模

当若干机器人在同一环境中运动时,机器人间能以自身为中心对同伴产生相对观测信息。图 1 描述了两个机器人共同观测到某个伙伴的场景。通过机器人之间的实时通信,对同一对象的相对观测信息将被共享,并被用于团队的协同定位。

多个机器人同时观测到一个机器人时,不同机器人的相对观测信息很可能存在着不一致乃至冲突。因此有必要分析机器人间的共同观测信息,并建立量化描述其一致程度的方法。

在结构化的平面环境中运动的每个机器人的位姿都可以在统一的全局坐标系下,用一个三维状态空间变量 $X=[x,\ y,\ \theta]^{\mathrm{T}}$ 来描述。其中$[x\ ,\ y]$表示机器人在平面中的位置,θ 表示其朝向角[14]。机器人 2 观测到机器人 1 时,$z_{21}=[\rho^{(21)},\ \alpha^{(21)}]$为其观测信息。其中 $\rho^{(21)}$ 是在机器人 2 的观测下,两机器人间的相对距离,$\alpha^{(21)}$ 则是两机器人间相对角度。则有,机器人 2 对机器人 1 的位置估计:

$$\begin{bmatrix} x_1^{\{2\}} \\ y_1^{\{2\}} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} \rho^{(21)}\cos(\theta_2+\alpha^{(21)}) \\ \rho^{(21)}\sin(\theta_2+\alpha^{(21)}) \end{bmatrix} \tag{1}$$

其中,上标{2}表示是机器人 2 的估计结果。

求式(1)的雅克比矩阵:

$$H_{21}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & -\rho^{(21)}\sin\beta & \cos\beta & -\rho^{(21)}\sin\beta \\ 0 & 1 & \rho^{(21)}\cos\beta & \sin\beta & \rho^{(21)}\cos\beta \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中,$\beta=\theta_2+\alpha^{(21)}$。

已知,机器人 2 的位姿误差的协方差矩阵 P_2 和观测噪声的协方差矩阵 R_2。应用误差传递公式,求得机器人 2 对机器人 1 的位置估计误差的协方差矩阵为:$P_{21}=H_{21}\begin{bmatrix} P_2 & 0_{3\times 2} \\ 0_{2\times 3} & R_2 \end{bmatrix}H_{21}^{\mathrm{T}}$。

图 1 展示了两个观测者对被观测机器人位置的估计和被观测机器人自定位的估计。图中,两个观测机器人采用激光测距传感器(用各自机器人颜色的线束表示各自的测量信息)对中间的黑色机器人进行观测。被观测机器人周边的椭圆是其自定位的不确定度以及各观测机器人对其位置估计的不确定度,即被观测机器人位置估计误差矩阵的 3σ 邻域[8]。

假设,在一个包含 n 个机器人的团队中,机器人 1 在某时刻被其他伙伴共同观测到时,则各观测机器人根据各自相对观测信息产生对机器人 1 的位置估计以及机器人 1 的自定位,使得团队中对机器人 1 位置估计共有 n 组:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix},\begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ y_1^{(2)} \end{bmatrix},\begin{bmatrix} x_1^{(3)} \\ y_1^{(3)} \end{bmatrix},\cdots,\begin{bmatrix} x_1^{(n)} \\ y_1^{(n)} \end{bmatrix}。$$

以上各个估计对应的误差协方差矩阵依次分别为:$P_1,P_{21},P_{31},\cdots,P_{n1}$。

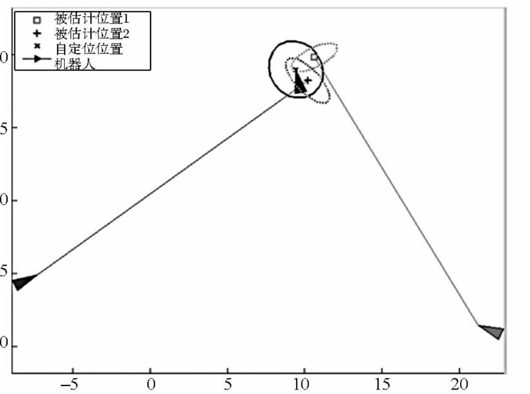

图 1　一机器人被两个伙伴共同观测

Fig. 1　One robot is observed by other two robots

对这 n 组估计数据间是否一致的比较,就能呈现出该时刻共同观测信息的一致程度。由图 1 机器人定位结果的表现形式可知,以估计位置间的距离是否在其对应误差协方差矩阵的 3σ 邻域范围内,即其不确定度椭圆内,为比较标准,是衡量估计数据间是否一致的合理方式。

估计位置不确定度椭圆的范围,可以由椭圆长轴顶点到短轴顶点的间距来衡量。以机器人 2 的数据为例。将 $\sqrt{P_{2j}}$的特征值记为 a_{2j} 和 b_{2j},$3a_{2j}$ 和 $3b_{2j}$就分别是机器人 2 对被观测机器人 1 的估计位置不确定度椭圆的半长轴和半短轴,$3\times\sqrt{a_{21}^2+b_{21}^2}$则是椭圆长轴顶点到短轴顶点的间距。由此可以依次计算出,机器人 2 的观测数据与其他机器人观测数据的一致程度:

$$g(2,1)=\frac{3\times\sqrt{a_{21}^2+b_{21}^2}}{\sqrt{(x_1^{(2)}-x_1)^2+(y_1^{(2)}-y_1)^2}}$$

$$g(2,3)=\frac{3\times\sqrt{a_{21}^2+b_{21}^2}}{\sqrt{(x_1^{(2)}-x_1^{(3)})^2+(y_1^{(2)}-y_1^{(3)})^2}}$$

$$\vdots$$

$$g(2,n)=\frac{3\times\sqrt{a_{21}^2+b_{21}^2}}{\sqrt{(x_1^{(2)}-x_1^{(n)})^2+(y_1^{(2)}-y_1^{(n)})^2}} \tag{3}$$

公式中的分母表示了机器人 2 与机器人 i 对被观测机器人 1 位置估计的差值,分子则表示机器人 2 观测数据的不确定度。公式中分子与分母的比值可以体现出机器人 i 的观测数据是否在机器人 2 观测数据误差容忍范围内。若 $g(2,i)\geqslant 1$, $i=1,3,\cdots,n$,机器人 2 的观测数据与机器人 i 的观测数据已达成一致,即机器人 i 的观测信息能和机器人 2 的观测信息融合。

机器人 2 与其他若干个机器人的观测数据的一致度则由其对应的一致度相乘所得,如:

$$g(2,1ij)=g(2,1)\times g(2,i)\times g(2,j),\quad i,j\in(1,3,\cdots,n) \tag{4}$$

每一个机器人都可经通信获得其他 $n-1$ 组的观测数据及根据各自相对观测数据产生的位置估计。类似,可以求得自身观测数据与其他观测数据间的一致度。

通过计算其他观测与自身观测间的一致程度,机器人 2 总可以得到与自身相对观测信息一致程度最高的协同定位方式。然而,各个机器人选择的最符合自身相对观测信息的协同定位方式各不相同。因此,这些协同定位方式往往都无法达到整体最优。

为此,本文在量化共同观测一致程度的基础上引入了最大熵博弈理论,通过机器人间互动博弈达到符合整体共同观测信息一致程度最优的协同定位方式。

2 协同定位中的最大熵博弈策略

令 $N=\{1,2,\cdots,n\}$ 为有共同观测时全体机器人的集合,每个机器人对应一个编号,是一个独立的博弈参与者。其中机器人 1 是被观测者。

每一个观测机器人的策略空间为:$S_i=\{i$ 独自定位,i 参与协同定位$\}$,$i=2,\cdots,n$ 。

而被观测机器人 1 的策略是根据观测者提供观测信息的效果来决定是否采用该信息,所以被观测机器人 1 的策略空间为:

$S_2=\{\cup S_{1i}\}$ 。其中,$S_{1i}=($采用 i 的信息,不采用 i 的信息$)$, $i=2,\cdots,n$ 。

即全体机器人的策略空间可记为:$S=\prod S_i$。

每个博弈参与者的收益是由所有参与者选定的策略来共同决定的。当每个机器人 i 都选定其策略 $s_i\in S_i$ 时,策略组合 $s=(s_1,s_2,\cdots,s_n)$ 带给各机器人的收益分别为:

$$u_i(s)=u_i(s_1,s_2,\cdots,s_n)\quad i=1,2,\cdots,n$$

则有共同观测时 n 个机器人协同定位的博弈被记为:$G=[N,\{S_i\},\{u_i\}]$。

在博弈中,若忽略机器人间通信的延迟,n 个机器人之间都可以及时地通信,即所有参与者都同时决策;且由于博弈参与者及其策略集、收益函数等信息是彼此的共同知识。因此,本博弈是一个完全信息静态博弈。

因为所有的协同定位都离不开被观测机器人 1,由组合原理可知,这 n 个机器人间的协同方式一共有 $C_{n-1}^0+C_{n-1}^1+\cdots+C_{n-1}^{n-1}=2^{n-1}$ 种。令 $m=2^{n-1}$,那么,共有 m 种博弈的局势。将各博弈局势记为:$f_1(s)$, $f_2(s)$, $\cdots$, $f_m(s)$,其中,$s=(s_1,s_2,\cdots,s_n)$,表示该博弈局势中 n 个机器人选择的具体策略。

表 1 博弈局势和对应的协同方式

Tab. 1 Gaming results and corresponding cooperative forms

参与协同数量	博弈局势分类	对应的协同方式
仅被观测者	C_{n-1}^0	1
2 个机器人	C_{n-1}^1	1,2
		1,3
		…
		1,n
…	…	…
n 个机器人	C_{n-1}^{n-1}	1,2,3,…,n

对于观测机器人 i 而言,它就要综合考虑这些博弈局势来决定自己是否参与协同定位;被观测机器人 1 也要综合考虑这些博弈局势来决定是否采用机器人 i 提供的相对观测信息。其他观测机器人做出决策时也需要做出类似权衡。

有共同观测时 n 个机器人协同定位博弈的上述特征,可适用最大熵博弈来求取博弈的纳什均衡。

极大熵准则[15],是 Jaynes 根据信息论基本原理提出,并用于求解已知状态集合的部分信息时的主观概率分布的方法。姜殿玉将此准则用于博弈论的研究[13]:将每个参与者要明确其他博弈参与者使用何种策略所需要的信息量最大,即信息熵最大,作为博弈参与者的附加共同知识。这样,每个博弈参与者在选择自身策略时,会将其他参与者的可选策略都考虑在内,形成包含所有可能博弈局势的期望意义下的纳什均衡决策。

引理 1[13] 若随机变量在可测集 V 中变化,则

V 中的均匀分布有极大信息熵。

定理 1[13] 在共有 $f_1(s),\cdots,f_m(s)$,m 种博弈局势的 n 人完全信息静态博弈中,若每个参与者都将极大熵准则作为附加的共同知识,那么局势 $(s_1^*,s_2^*,\cdots,s_n^*)$ 是博弈期望均衡的充要条件是,s_i^* 是定义在 S_i 上的函数。

$$G_i(s_i)=\sum_{k\in M}u_{ki}(s_i)\sigma(F_{ki}(s_i))\text{ 的最大点。}$$

式中:$i\in(1,\cdots,n)$,$M=(1,\cdots,m)$,$N=(1,2,\cdots,n)$,$F_{ki}(s_i)=\{(s_1,\cdots,s_{i-1},s_{i+1},\cdots,s_n)\mid f_k(s)\}$,$k\in M$,$\sigma(F_{ki}(s_i))$ 是 $F_{ki}(s_i)$ 的测度。

假设,有共同观测时 n 个机器人协同定位博弈的某个局势 $f_a(s)$ 中,仅有被观测机器人 1 和机器人 i、j、k 参与协同定位,$i,j,k\in(2,\cdots,n)$,$\alpha\leqslant 2^{n-1}$。那么此局势中各机器人的收益为,自身观测数据与其他所有参与协同定位机器人的观测数据的一致度:

$$u(a,1)=g(1,ijk)=g(1,i)\times g(1,j)\times g(1,k)$$
$$u(a,i)=g(i,1jk)=g(i,1)\times g(i,j)\times g(i,k)$$
$$u(a,j)=g(j,1ik)=g(j,1)\times g(j,i)\times g(j,k)$$
$$u(a,k)=g(k,1ij)=g(k,1)\times g(k,i)\times g(k,j)$$

局势 $f_a(s)$ 中,其他未参与协同定位的机器人都采取独自定位的策略,收益为 1。由此,可以求出各种博弈局势下,各个机器人的博弈收益函数,并记为:

$$U(s)=(u_1(s),u_2(s)\cdots,u_n(s))=\begin{cases}u_{11}(s_1),\cdots,u_{1n}(s_n),f_1(s)\\u_{21}(s_1),\cdots,u_{2n}(s_n),f_2(s)\\\vdots\\u_{m1}(s_1),\cdots,u_{mn}(s_n),f_m(s)\end{cases}\tag{5}$$

观测机器人 i 的策略空间为:$S_i=\{i$ 独自定位,i 参与协同定位$\}$,$i=2,\cdots,n$。在所有 m 种博弈局势中,其选择策略参与的共有 $C_{n-2}^0+C_{n-2}^1+\cdots+C_{n-2}^{n-2}=2^{n-2}$ 种,而选择不参与的共有 $m-2^{n-2}=2^{n-2}$ 种。

由于博弈的策略空间是离散的,所以测度:$\sigma(F_{ki}(s_i))=1,k\in M$。当 $S_i=$ 参与协同时,$G_i(s_i=\text{参与})$

$$=\sum_{k\in M}u_{ki}(s_i=\text{参与})\sigma(F_{ki}(s_i=\text{参与}))$$
$$=\sum_{k\in M}u_{ki}(s_i=\text{参与});$$

当 $s_i=$ 独自定位时,

$$G_i(s_i=\text{独自})=\sum_{k\in M}u_{ki}(s_i=\text{独自})\sigma(F_{ki}(s_i=\text{独自}))=\sum_{k\in M}u_{ki}(s_i=\text{独自})=2^{n-2}\text{。}$$

由定理 1 可知:

当 $G_i(s_i=\text{参与})>G_i(s_i=\text{独自})$ 时,$s_i^*=$ 参与;当 $G_i(s_i=\text{参与})<G_i(s_i=\text{独自})$ 时,$s_i^*=$ 独自;

当 $G_i(s_i=\text{参与})=G_i(s_i=\text{独自})$ 时,考虑到协同定位的额外计算量,$s_i^*=$ 独自。

被观测机器人 1 的策略空间为:$s_{1i}=$(采用 i 的信息,不采用 i 的信息)。在机器人 i 选择参与协同的 2^{n-2} 种博弈局势中,机器人 1 选择采用 i 的信息,其收益是局势中观测数据的一致度;而另外 2^{n-2} 种博弈局势中,他则选择不采用 i 的信息,其收益为 1。

由定理 1 可知:

当 $G_1(s_{1i}=\text{采用})>G_1(s_{1i}=\text{不采用})=2^{n-2}$ 时,$s_{1i}^*=$ 采用;当 $G_1(s_{1i}=\text{采用})\leqslant G_1(s_{1i}=\text{不采用})=2^{n-2}$ 时,$s_{1i}^*=$ 不采用。

至此,以被共同观测的机器人 1 和某个观测机器人 i 为例,可获得博弈的期望收益矩阵如表 2 所示:

表 2　期望收益矩阵

Tab.2　Expected payoff matrix

		被观测机器人 1	
	博弈策略	采用 i 的观测	不采用 i 的观测
观测机器人 i	参与协同	$G_i(s_i=\text{参与})$, $G_1(s_{1i}=\text{采用})$	$G_i(s_i=\text{参与}),2^{n-2}$
	独自定位	$2^{n-2},G_1(s_{1i}=\text{采用})$	$2^{n-2},2^{n-2}$

在博弈中,被观测机器人 1 的策略为,是否采用观测机器人传递过来的观测数据,即 $G_1(s_{1i}=\text{采用})$ 或者 $G_1(s_{1i}=\text{不采用})$。而观测机器人 i 的策略为,是否参与到协同定位中。从表 2 可知,运用定理 1 所获得的纳什均衡是博弈参与者各自期望意义下的占优策略。类似,可以求得参与博弈的其他机器人所各自采取的策略。博弈纳什均衡对应的协同方式即是满足整体共同观测一致程度最优的协同定位方式。

3　基于最大熵博弈的 EKF 协同定位算法

有共同观测时 n 个机器人基于最大熵博弈的 EKF 协同定位算法分两个步骤。

1)预测,以当前时刻各机器人自定位的位姿

作为预测。预测位姿 $\hat{X}=\begin{bmatrix}X_1\\X_2\\\vdots\\X_n\end{bmatrix}$，预测位姿误差的协方差矩阵是分块对角矩阵：$\hat{P}=\begin{bmatrix}PX_1 & \cdots & \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ & \cdots & PX_n\end{bmatrix}$。

2）更新，此时机器人 1 被其他 $n-1$ 个机器人所观测。协同定位的观测方程是：

$$Z=h(X_1,X_2,\cdots,X_n)+v=\begin{bmatrix}Z_{21}\\Z_{31}\\\vdots\\Z_{n1}\end{bmatrix}+v \qquad (6)$$

其中，

$$Z_{i1}=\begin{pmatrix}\rho^{(21)}\\\alpha^{(21)}\end{pmatrix}=\begin{bmatrix}(x_i-x_1)^2+(y_i-y_1)^2\\ \arctan(\dfrac{y_i-y_1}{x_i-x_1})-\theta_1\end{bmatrix},$$

$$i=2,\cdots,n。$$

v 是各个相对观测噪声的矩阵，v 的协方差矩阵是分块对角矩阵 $R=\begin{bmatrix}R_{z1} & \cdots & \\ \vdots & \ddots & \\ & \cdots & R_{n1}\end{bmatrix}$。对于配备有同样外部传感器的机器人，有 $R_{21}=R_{31}=\cdots=R_{n1}$。

观测方程的雅克比矩阵为：

$$H=\begin{bmatrix}H_{12} & H_2 & & \\ H_{13} & & H_3 & \\ \vdots & & & \ddots & \\ H_{1n} & & & & H_n\end{bmatrix} \qquad (7)$$

上节中，最大熵博弈的最终结果决定了该分块矩阵各块元素的取值。当观测机器人 i 在博弈中选择参与策略时：

$$H_i=\begin{bmatrix}\dfrac{-\mathrm{d}x_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}} & \dfrac{-\mathrm{d}y_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}} & 0\\ \dfrac{-\mathrm{d}y_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}^2} & \dfrac{-\mathrm{d}x_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}^2} & -1\end{bmatrix}$$

$$i=2,\cdots,n \qquad (8)$$

式中，$\mathrm{d}x_{1i}=x_i-x_1$；$\mathrm{d}y_{1i}=y_i-y_1$；

$\mathrm{d}_{1i}^2=\mathrm{d}x_{1i}^2+\mathrm{d}y_{1i}^2$；$i=2,\cdots,n$。

当观测机器人 i 在博弈中选择不参与策略时：雅克比矩阵中 z_{i1} 不对 X_i 求导，所以分块矩阵 H_i 为零矩阵。

而对于被观测机器人 1，其策略空间为：S_{1i} =（采用 i 的信息，不采用 i 的信息），$i=2,\cdots,n$。当它在博弈中选择采用 i 的相对观测信息时：

$$H_{1i}=\begin{bmatrix}\dfrac{\mathrm{d}x_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}} & \dfrac{\mathrm{d}y_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}} & 0\\ -\dfrac{\mathrm{d}y_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}^2} & \dfrac{\mathrm{d}x_{1i}}{\mathrm{d}_{1i}^2} & 0\end{bmatrix} \qquad (9)$$

当它在博弈中选择不采用 i 的相对观测信息时：雅克比矩阵中 z_{i1} 不对 X_1 求导，所以分块矩阵 H_{1i} 为零矩阵。表明该相对观测信息不会影响机器人 1 的位姿更新。

计算出符合博弈结果的 H 矩阵，结合 EKF 公式，就可以得到有共同观测时 n 个机器人协同定位后各机器人的位姿：

$$X=\hat{X}+\hat{P}H^{\mathrm{T}}[H\hat{P}H^{\mathrm{T}}+R]^{-1}[Z-h(X_1,\cdots,X_n)] \qquad (10)$$

以及位姿误差的协方差矩阵：

$$P=\hat{P}-\hat{P}H^{\mathrm{T}}[H\hat{P}H^{\mathrm{T}}+R]^{-1}H\hat{P} \qquad (11)$$

至此，针对有共同观测时 n 个机器人协同定位博弈局势多样的特点，推导得出了能适应各种博弈局势的 EKF 协同定位算法。选择协同定位的机器人，实现了融合共同观测后其位姿的滤波校正；而选择不参与协同定位的机器人，其位姿和位姿不确定度在算法运用后都不发生改变。通过最大熵博弈，每个机器人在对共同观测一致程度比较的基础上，可以充分自主地选择是否参与协同。该算法实现了协同定位时有选择地融合和共享相互间的观测信息。

4 仿真实验结果及分析

为了验证本文所提出算法的有效性，在 OpenSLAM 提供的 SLAM（同步定位与制图）开源仿真程序的基础上[16]，创建了多机器人协同定位的仿真平台。在 200m × 200m 的仿真空间内，放置了若干由星号表示的路标和若干由三角形表示的同构机器人。每个机器人都能观测到其前方 180°范围内出现物体与它的相对距离和相对角度，最大观测范围 50m。机器人间能够进行实时通信，每个机器人都能将其自身信息以及它对其他机器人的相对观测信息发给所有机器人队友。

如图 2 所示，4 个同构机器人按照设定的各自轨迹运动，速度均为 2m/s；运动控制噪声为 $\sigma_v=0.3\mathrm{m/s}$，$\sigma_g=3°$；模拟的激光测距仪测量噪声为 $\sigma_\rho=0.1\mathrm{m}$，$\sigma_\alpha=3°$。没有产生共同观测时各机器人独自定位，而在有共同观测时则采用本文提出的最大熵博弈 EKF 协同定位算法。

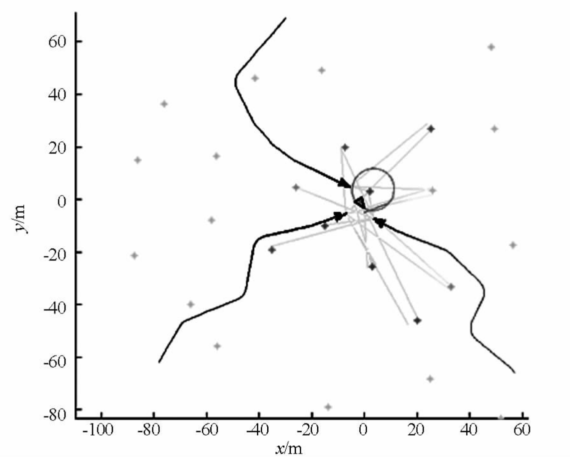

图 2　有共同观测时 4 个机器人协同定位

Fig. 2　Cooperative localization when three robots detecting another robot at the same time

在仿真实验中，初始位姿、运动轨迹各异的 3 个观测机器人会对中间做绕圈运动的机器人有多次共同观测。

重复运行仿真 10 次，记录被观测机器人采用相对观测和不采用相对观测的次数，从中可见不一致的相对观测约占总体观测的 31.5%。这些不一致的相对观测若被不加区分地采用，则不可避免地会对协同的效果产生不良的影响。

表 3　采用与不采用相对观测的次数

Tab. 3　Relative observations have been adopted and rejected

运行序号	采用的相对观测数	不采用的相对观测数
1	72	30
2	78	24
3	72	30
4	60	42
5	67	35
6	74	28
7	61	41
8	73	29
9	63	39
10	79	23
平均统计值	69.9	32.1

以位姿估计误差协方差矩阵的 3σ 邻域为定位的误差范围。图 3 中记录了仿真实验中，被观测机器人参与协同定位前后，各位姿估计误差范围的对比。从图中可以看出当它选择采用相对观测时，其估计误差的范围比协同前都有一定的减少。当它选择不采用其他机器人提供的相对观测的时刻，其误差范围则不发生变化，不受到那些不一致的相对观测数据的影响。图 4 记录了某个观测机器人参与协同定位前后，各位姿估计误差范围的对比。类似地，当它选择参与协同时，其位姿误差范围比协同前都有一定的减少。其定位精度相应地得到了提高。

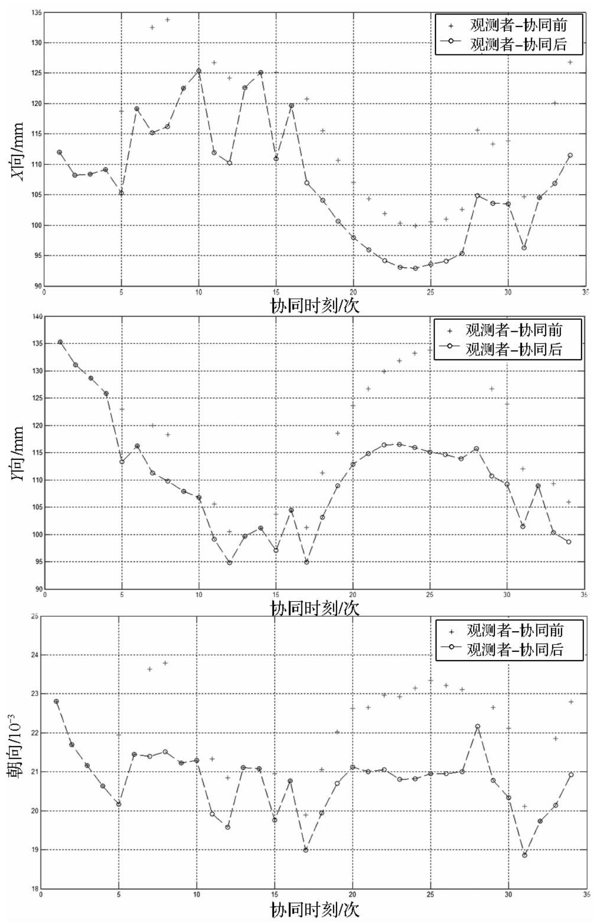

图 3　被观测机器人协同前后估计误差范围的对比

Fig. 3　Confidence region for the position estimates of the observed robot before and after cooperative localization

5　结论

提出了多机器人最大熵博弈的 EKF 协同定位算法。该算法在共同观测一致程度精确数学建模的基础上，应用博弈论实现了多机器人协同定位方式的整体最优。算法充分体现了机器人在协同时的自主决策能力，各观测机器人能根据团队当前观测信息与自身定位信息的一致程度，自主选择是否参与协同定位；同样，被观测机器人能自主选择是否采用某个观测机器人提供的相对观测信息。面对博弈结果多样的特点，推导了能自适应各种博弈结果的 EKF 协同定位算法。通过仿真结果及数据分析，验证了所提出的算法在保证协同定位精度提高的同时，有效地消除了多机器

人对同一观测对象的多个相对观测间的冲突。

本文所提方法对于如何识别、处理多机器人间相对观测的冲突,抑制协同定位滤波算法的发散问题有良好的借鉴。

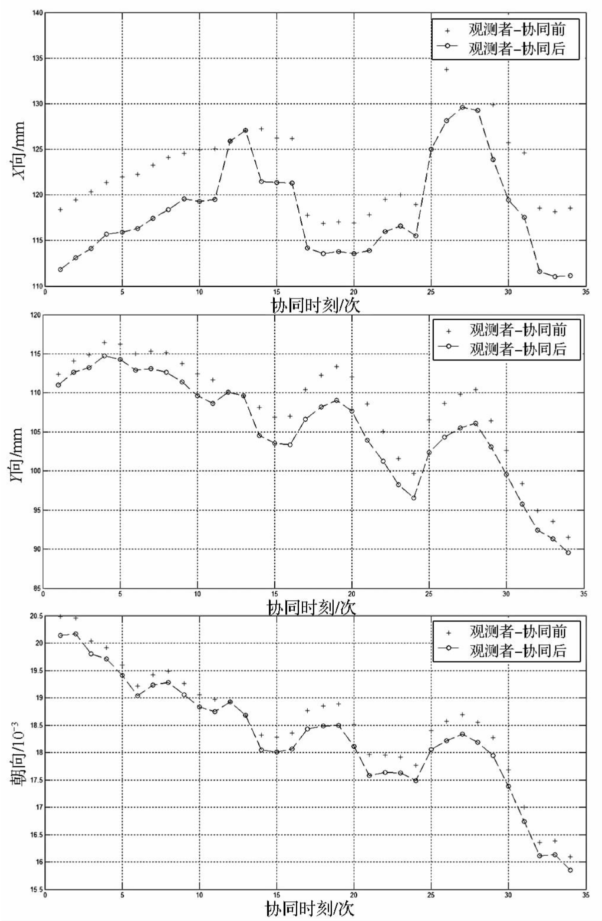

图4 观测机器人协同前后估计误差范围的对比

Fig. 4 Confidence region for the position estimates of the observer before and after cooperative localization

参考文献(References)

[1] Arai T, Pagello E, Parker L E. Guest editorial advances in multirobot systems[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 655 – 661.

[2] Ota J. Multi-agent robot systems as distributed autonomous systems[J]. Advanced Engineering Informatics, 2006, 20(1): 59 – 70.

[3] 闵海波, 刘源, 王仕成, 等. 多个体协调控制问题综述[J]. 自动化学报, 2012, 38(10): 1557 – 1570.
MIN Haibo, LIU Yuan, WANG Shicheng, et al. An overview on coordination control problem of multi-agent system[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(10):1557 – 1570. (in Chinese)

[4] 王玲, 邵金鑫, 万建伟. 基于相对观测量的多机器人定位[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(2): 67 – 72.
WANG Ling, SHAO Jinxin, WAN Jianwei. Simultaneous localization for multi-robot based on relative observations[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2006, 28(2): 67 – 72. (in Chinese)

[5] 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[J]. 中国科学: 信息科学, 2010(10): 1351 – 1362.
ZHUANG Yan, GU Mingwei, WANG wei, et al. Multi-robot cooperative localization based on autonomous motion state estimation and laser data interaction [J]. Science China Information Sciences, 2010(10): 1351 – 1362. (in Chinese)

[6] Fox D, Burgard W, Kruppa H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization [J]. Autonomous Robots, 2000, 8(3): 325 – 344.

[7] Howard A, Matark M J, Sukhatme G S. Localization for mobile robot teams using maximum likelihood estimation [C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2002, 1: 434 – 439.

[8] Roumeliotis S I, Bekey G A. Distributed multirobot localization [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 781 – 795.

[9] Wang L, Wan J W, Liu Y H, et al. Cooperative localization method for multi-robot based on PF – EKF[J]. Science China Information Sciences, 2008, 51(8): 1125 – 1137.

[10] Carlone L, Ng M K, Du J J, et al. Rao-blackwellized particle filter multi-robot SLAM with unknown initial correspondences and limited communication [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2010: 243 – 249.

[11] Martinelli A, Pont F, Siegwart R. Multi-robot localization using relative observations [C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 2797 – 2802.

[12] Mazuelas S, Shen Y, Win M Z. Information coupling in cooperative localization[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(7): 737 – 739.

[13] 姜殿玉. 带熵博弈论及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2008:130 – 143.
JIANG Dianyu. Game with entropy, theory and application[M]. Beijing, Science Press, 2008:130 – 143. (in Chinese)

[14] 李天成, 孙树栋. 采用双重采样的移动机器人 Monte Carlo 定位方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(9): 1279 – 1286.
LI Tiancheng, SUN Shudong. Double-resampling based Monte Carlo localization for mobile robot [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(9): 1279 – 1286. (in Chinese)

[15] Jaynes E T. Prior probabilities[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(3): 227 – 241.

[16] Bailey T, Nieto J. SLAM package of Tim Bailey[EB/OL]. (2004)[2013 – 10 – 21]. http://openslam.org/bailey-slam.html