

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201204022

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130125.1508.008.html>

# 基于协方差交集的多机器人协作目标跟踪算法

伍明, 李琳琳, 李承剑

(第二炮兵工程大学 指挥信息工程系, 陕西 西安 710025)

**摘要:**为了解决未知环境下多机器人协作目标跟踪问题,设计了一种基于协方差交集数据融合的分布式解算法.单台机器人运用全协方差扩展式卡尔曼滤波器完成未知环境下机器人状态和目标状态的同步估计,当单台机器人发现同伴并利用观测值对同伴机器人状态进行本地估计后,将结果连同目标状态一起发往同伴机器人,同伴机器人进行数据验证后,采用基于协方差交集的数据融合算法完成本地相关状态的更新,由于并不需要知道相关估计对象之间的协方差阵,因此算法具有分布式特点.仿真实验证明了算法能够有效提高机器人对于自身状态、环境特征状态以及目标状态的估计准确性.

**关键词:**机器人;多机器人协作;目标跟踪算法;协方差交集

**中图分类号:** TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)01-0066-08

## An algorithm of multi-robot cooperative object tracking based on covariance intersection

WU Ming, LI Linlin, LI Chengjian

(Command Information Engineering Department, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of multi-robot cooperative object tracking in unknown environments, a distributed algorithm based on covariance intersection data fusion was proposed in this paper. To the single robot, states of robot and object in an unknown environment are simultaneously estimated using a full covariance extended Kalman filter. As the robot finds a partner, it will estimate the state of the partner according to observation and then send the state collectively with object state to the partner. Once the partner verifies the incoming information, the relevant local state is updated using data fusion algorithm based on a covariance intersection. Since the covariance between different states is not needed, and therefore the algorithm was distributed. The improvement in estimation precision of the robot state, environment characteristic state and object state using this approach was verified through the simulation results.

**Keywords:** robots; multi-robot cooperation; object tracking algorithm; covariance intersection

多机器人协作状态估计可以分为对机器人自身的状态估计问题和对目标的状态估计问题,前者被称为多机器人协作定位问题<sup>[1-2]</sup>,后者被称为多机器人协作目标跟踪问题<sup>[3-4]</sup>.目前对于多机器人协作定位问题的研究重点集中在未知环境下的协作定位,也就是协作 SLAM (simultaneous localization and mapping) 问题<sup>[5-6]</sup>,该问题假设机器人团队在进行定位过程中并不已知环境信息,因此需要对环境状态和机器人状态进行同步估计.与单机机器人相比,通过机器人之间的协调配合以及信息共享,协作 SLAM

能够有效提高定位精度和地图创建效率<sup>[7]</sup>,对于该问题主要的解决方法包括基于扩展式卡尔曼滤波和 GPS 信息的方法<sup>[5]</sup>、基于粒子滤波的方法<sup>[6]</sup>以及基于集员 (set membership) 的方法<sup>[8]</sup>等,而在具体应用中又可分为集中式方法<sup>[9]</sup>和分布式方法<sup>[10]</sup>.学界对于多机器人协作目标跟踪问题的研究主要集中在设计相关队形控制算法<sup>[11]</sup>及数据融合算法<sup>[12]</sup>,使机器人团队组成的传感器阵列能够具有更大的侦查范围和更高的目标状态估计精度.在一些实际任务中,例如未知环境下机器人协作围捕任务<sup>[13]</sup>,需要机器人在未知环境下对目标进行状态估计,该问题是 SLAM 问题和目标跟踪问题 (object tracking, OT) 的

耦合问题. Wang 等<sup>[14]</sup>首先对该问题进行了研究,并提出一种基于扫描点匹配的解决方法,由于该方法采用的是 ICP (iterative closest point) 匹配算法,因此无法描述机器人和目标的不确定性和相关性,并且存在累积误差<sup>[15]</sup>. 伍明等<sup>[16]</sup>提出了一种基于卡尔曼滤波的算法,该算法将机器人状态、目标状态以及环境特征状态作为整体来处理,增加了不同对象状态之间耦合关系的估计,进而提高了算法的准确性. 以上方法均是针对单个机器人,并未发挥机器人团队的协作优势. 鉴于此,本文设计了一种基于协方差交集数据融合的未知环境下多机器人协作目标跟踪分布式算法,单机机器人利用文献[16]提出的卡尔曼滤波方法进行 SLAMOT (simultaneous localization, mapping, and object tracking), 多机器人利用协方差交集方法进行不同对象的状态融合. 协方差交集方法的采用,使算法并不需要知道相关估计对象之间的协方差阵,因此算法具有分布式特点.

## 1 多机器人协作同时定位,地图构建与目标跟踪问题描述

假设存在  $m$  个固定环境特征  $\{l_{m_1}, l_{m_2}, \dots, l_{m_m}\}$ , 其中第  $i$  个标志柱的位置状态记为  $X^{l_{m_i}}$ .  $n$  台机器人组成的机器人团队为  $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ , 其中第  $i$  个机器人在  $k$  时刻的位姿状态为  $X_k^{R_i}$ . 环境中存在需要追踪的目标  $T$ , 其在  $k$  时刻的状态记为  $X_k^T$ .

假设  $R_i$  在  $k$  时刻获得  $n_k^{R_i}$  个环境观测值, 将该观测值集合记为  $z_k^{R_i}$ , 则  $z_k^{R_i}$  包含 4 种可能的观测对象, 即  $z_k^{R_i} = z_k^{R_i, l_m} \cup z_k^{R_i, T} \cup z_k^{R_i, R_j} \cup z_k^{R_i, f}$ , 分别为:

1) 对于环境特征的观测值集合:  $z_k^{R_i, l_m} = \{z_k^{l_{m_1}}, z_k^{l_{m_2}}, \dots, z_k^{l_{m_{m_i}}}\}$ . 其中  $m_k^{R_i}$  为  $k$  时刻机器人  $R_i$  观测到的环境特征个数,  $z_k^{l_{m_i}} = [d_k^{l_{m_i}} \quad \gamma_k^{l_{m_i}}]^T$  为环境特征相对于机器人的距离和角度观测值.

2) 对于目标的观测值:  $z_k^{R_i, T} = [d_k^{R_i, T} \quad \gamma_k^{R_i, T}]^T$ .

3) 对于同伴机器人  $R_j$  的观测值:

$$z_k^{R_i, R_j} = [d_k^{R_i, R_j} \quad \gamma_k^{R_i, R_j}]^T.$$

4) 伪观测值集合:

$$z_k^{R_i, f} = \{z_k^{R_i, f_1}, z_k^{R_i, f_2}, \dots, z_k^{R_i, f_{l_{f_i}}}\}.$$

式中:  $l_{f_i}^{R_i} \geq 0$  为  $k$  时刻机器人  $R_i$  获得的伪观测值数量, 并且有  $n_k^{R_i} = m_k^{R_i} + l_{f_i}^{R_i} + 2$ .

假设  $z_k^{R_i, l_m}$  能够区别于  $z_k^{R_i, T}$ ,  $z_k^{R_i, R_j}$ ,  $z_k^{R_i, f}$ , 并且  $z_k^{R_i, l_m}$  不存在伪观测值(在实际应用中可以采用特定的环境特征和性能较好的环境特征识别算法<sup>[17]</sup>来达到该要求). 系统观测对象如图 1 所示. 该图是以  $R_i$  为主体的系统观测过程示意图, 其中空花形机器人代表同伴  $R_j$ , 实花形机器人代表目标  $T$ , 圆点代表

环境特征  $l_{m_i}$ , 箭头虚线代表此时  $R_i$  的 3 种观测值.

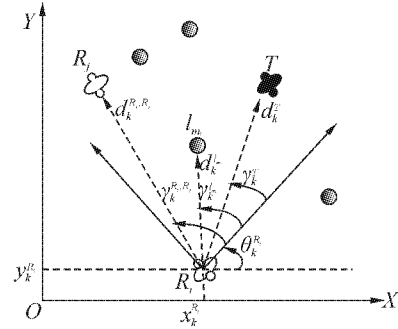


图1 系统观测对象示意

Fig. 1 The diagram of object observations

设  $k$  时刻  $R_i$  的系统状态向量为  $X_k(R_i) = [(X_k^{R_i})^T \quad (X_k^{R_i, T})^T \quad (L_k)^T]^T$ , 其中,

$$L = [(X_k^{l_{m_1}})^T \quad (X_k^{l_{m_2}})^T \quad \dots \quad (X_k^{l_{m_n}})^T]^T$$

为  $R_i$  目前发现的环境特征状态估计分量.  $X_k^{R_i} = [(X_k^{R_{xy}})^T \quad X_k^{R_{\theta}}]^T$  为  $R_i$  对自身状态的估计分量, 其中  $X_k^{R_{xy}} = [x_k^{R_i} \quad y_k^{R_i}]^T$  代表位置状态估计分量,  $X_k^{R_{\theta}} = \theta_k^{R_i}$  代表角度估计分量. 此处将位置状态和角度状态分开表示的原因在于: 由于观测值只能提供位置信息, 因此融合过程只针对状态位置分量进行.  $X_k^{R_i, T}$  为  $R_i$  对目标的状态估计分量.  $X_k(R_i)$  对应的协方差阵为  $P_k^{R_i}$ .

另外, 设  $R_i$  对  $R_j$  的估计为

$$X_k^{R_i, R_j} = [(X_k^{R_i, R_{xy}})^T \quad X_k^{R_i, R_{\theta}}]^T,$$

其中  $X_k^{R_i, R_{xy}}$  为  $R_i$  对  $R_j$  的位置状态估计,  $X_k^{R_i, R_{\theta}}$  为  $R_i$  对  $R_j$  的角度状态估计.  $X_k^{R_i, R_j}$  对应的协方差阵为  $P_k^{R_i, R_j}$ .

未知环境下多机器人协作目标跟踪过程为: 首先单个机器人  $R_i$  在未知环境中进行同时定位、地图构建与目标跟踪, 若  $R_i$  和  $R_j$  建立通讯并且  $R_i$  得到对  $R_j$  的观测值时,  $R_i$  将通过计算得到其对  $R_j$  状态的估计  $X_k^{R_i, R_j}$  并将该估计值连同对目标的估计  $X_k^{R_i, T}$  一同传输给  $R_j$ ,  $R_j$  在得到  $R_i$  发送来的信息后运用数据融合方法对本地信息进行更新, 以提高本地信息估计的准确性. 若  $R_i$  和  $R_j$  建立通讯但  $R_i$  没有观测到  $R_j$ ,  $R_i$  只把对目标的估计  $X_k^{R_i, T}$  传输给  $R_j$ , 那么  $R_j$  将只对本地目标状态估计进行融合.

不同于文献[2]方法, 本文设计的算法是分布式的, 因此能满足鲁棒性和时效性要求. 需要说明的是以下只考虑 2 个机器人的情况, 对于更多机器人的情况可以结合利用文献[18]的数据通讯方法来解决. 另外, 算法只对目标和机器人状态进行融合并没有将环境特征进行融合, 其原因有二, 首先, 环境特征融合会带来通讯和计算负担从而会影响系统实时性, 其次, 从文献[16]研究可知, SLAMOT 估计准确性的关键在于对机器人状态的正确估计, 因此一旦提高机器人状态估计

的准确性,那么将会连带提高环境特征的估计准确性,后续实验证明了该观点的正确性。

## 2 基于协方差交集的多机器人协作 SLAMOT 算法

未知环境下多机器人协作定位与目标跟踪系统总体框架如图2所示。图中带箭头实线代表数据流方向,带箭头虚线代表 $R_1$ 、 $R_2$ 间的数据通讯。下面以 $R_1$ 为例说明算法处理过程,设 $z_k^{R_1,j}$ 源自对机器人和目标的观测。当 $R_1$ 得到观测数据 $z_k^{R_1}$ 时首先通过观测数据检验环节来检验并得到目标观测值 $z_k^{R_1,T}$ ,之后 $R_1$ 运用基于EKF的机器人同时定位、地图构建和目标跟踪算法对自身和目标的的状态进行估计。若观测值 $z_k^{R_1}$ 除了目标观测值 $z_k^{R_1,T}$ 和环境观测值

$z_k^{R_1,j_m}$ 外还存在其他观测值,那么系统认为这些观测值均为 $z_k^{R_1,R_2}$ (即对同伴机器人 $R_2$ 的观测值), $R_1$ 将利用 $z_k^{R_1,R_2}$ 对 $R_2$ 的状态进行估计并把估计结果 $X_k^{R_1,R_2}$ (由于此时 $z_k^{R_1,R_2}$ 可能是伪观测值,因此可能获得多个 $X_k^{R_1,R_2}$ 值)连同目标状态估计 $X_k^{R_1,T}$ 一同通讯给 $R_2$ 。 $R_2$ 接收到该信息后在传输数据检验环节对 $X_k^{R_1,T}$ 和多个 $X_k^{R_1,R_2}$ 进行检验,在相关信息通过检验后, $R_2$ 进入数据融合阶段对 $X_k^{R_1,R_2}$ 和 $X_k^{R_2}$ ( $X_k^{R_2}$ 为 $R_2$ 对自身状态估计)以及 $X_k^{R_1,T}$ 和 $X_k^{R_2,T}$ ( $X_k^{R_2,T}$ 为 $R_2$ 对目标状态估计)进行基于CI(covariance intersection)的数据融合。最后 $R_2$ 还需对自身系统协方差矩阵 $P_k^{R_2}$ 进行更新以完成此次循环。基于EKF的机器人同时定位、地图构建与目标跟踪方法参见文献[16]。

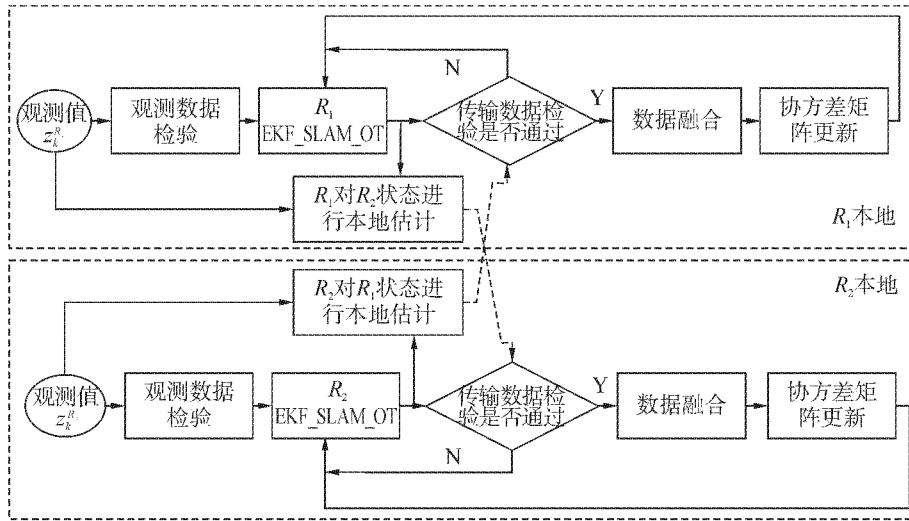


图2 基于协方差交集的多机器人协作目标跟踪系统总体流程

Fig. 2 The flow chart of multi-robot cooperative object tracking system based on covariance intersection

### 2.1 机器人间状态估计

当机器人观测到同伴时可以利用观测值对同伴的状态进行估计。假设已知 $k$ 时刻 $R_1$ 对 $R_2$ 的观测值为 $z_k^{R_1,R_2} = [d_k^{R_1,R_2} \quad \gamma_k^{R_1,R_2}]^T$ ,以及 $R_1$ 的状态 $X_k^{R_1} = [x_k^{R_1} \quad y_k^{R_1} \quad \theta_k^{R_1}]^T$ 和协方差阵 $P_k^{R_1}$ , $R_1$ 的观测误差阵为 $R^o$ ,可得 $R_1$ 对于 $R_2$ 的位置估计 $X_k^{R_1,R_2xy}$ 为

$$X_k^{R_1,R_2xy} = [x_k^{R_1,R_2} \quad y_k^{R_1,R_2}]^T = \text{inversion}(z_k^{R_1,R_2}, X_k^{R_1}) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_k^{R_1}) & -\sin(\theta_k^{R_1}) \\ \sin(\theta_k^{R_1}) & \cos(\theta_k^{R_1}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_k^{R_1,R_2} \cdot \cos(\gamma_k^{R_1,R_2}) \\ d_k^{R_1,R_2} \cdot \sin(\gamma_k^{R_1,R_2}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_k^{R_1} \\ y_k^{R_1} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

由于观测模型的限制, $R_1$ 对 $R_2$ 的状态估计只反映位置信息,因此状态变量上角标记为 $R_2^{xy}$ 。对应的状态协方差阵为

$$P_k^{R_1,R_2xy} = F^{R_1} \cdot P_k^{R_1} \cdot (F^{R_1})^T + F^Z \cdot R^o \cdot (F^Z)^T. \quad (2)$$

式中: $F^{R_1}$ 、 $F^Z$ 分别为式(1)对 $X_k^{R_1}$ 和 $z_k^{R_1,R_2}$ 的雅可比阵,即

$$F^{R_1} = \frac{\partial \text{inversion}}{\partial X_k^{R_1}} =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -d_k^{R_1,R_2} \cdot \sin(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) \\ 0 & 1 & d_k^{R_1,R_2} \cdot \cos(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) \end{bmatrix},$$

$$F^Z = \frac{\partial \text{inversion}}{\partial z_k^{R_1,R_2}} =$$

$$\begin{bmatrix} \cos(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) & -d_k^{R_1,R_2} \cdot \sin(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) \\ \sin(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) & d_k^{R_1,R_2} \cdot \sin(\gamma_k^{R_1,R_2} + \theta_k^{R_1}) \end{bmatrix}.$$

通过机器人之间的相互观测可以得到以其中一个机器人为主体的对其他机器人状态的估计,但由于采用的是深度角度观测值所以只能反映其他机器人的位置信息而它们的角速度信息无法得到。另外,机器人 $R_1$ 在 $k$ 时刻能够判断所有观测值 $z_k^{R_1}$ 中哪个观测值属于目标(即判断出 $z_k^{R_1,T}$ ),但 $R_1$ 不能判断出哪个是对 $R_2$ 的观测值 $z_k^{R_1,R_2}$ ;因此 $R_1$ 将对所有剩余观测值通过式(1)、(2)得到一系列位置状态估计值,

记为 $(X_{k,i}^{R_1, R_2xy}, P_{k,i}^{R_1, R_2xy}), i=1, 2, \dots, l_k^{R_1}+1$ . 这些估计值将全部发送给队友机器人 $R_2$ ,  $R_2$ 在接收到这些估计后利用 $\lambda^2$ 检验得出 $z_k^{R_1, R_2}$ . 运用以上方法的优点在于当机器人团队成员个数大于2时,该方法能保持分布式特点,因为每个机器人只需发送所有的估计信息,而信息的检验由其他机器人完成. 另外,一般来说,在 $k$ 时刻产生的伪观测数量并不多,因此该过程的计算量和数据传输量能够满足系统实时性要求.

## 2.2 数据融合过程

当 $R_1$ 传输来的信息通过检验之后, $R_2$ 采用协方差交集数据融合方法(CI)<sup>[19]</sup>对本地信息进行融合,采用CI方法的优点是无需知道融合各分量间的协方差,从而保证算法的分布式特点. 具体存在对2个对象的融合,即对自身状态估计的融合和对目标状态的融合.

### 1) 对目标状态信息的融合.

首先利用IC数据融合方法得到融合后的目标状态估计:

$$\begin{aligned} P_k^{R_2, TF} &= (\omega_k^{R_2, T}) \cdot (P_k^{R_2, T})^{-1} + \\ &\quad (1 - \omega_k^{R_2, T}) \cdot (P_k^{R_1, T})^{-1}, \\ X_k^{R_2, TF} &= P_k^{R_2, TF} \cdot (\omega_k^{R_2, T} \cdot (P_k^{R_2, T})^{-1} \cdot X_k^{R_2, T} + \\ &\quad (1 - \omega_k^{R_2, T}) \cdot (P_k^{R_1, T})^{-1} \cdot X_k^{R_1, T}). \end{aligned} \quad (3)$$

式中:变量上标 $TF$ 代表该变量是对目标的融合结果, $\omega_k^{R_2, T}$ 取使 $\|P_k^{R_2, TF}\|_2$ 最小的 $\omega$ 值.

### 2) 对自身状态信息的融合.

$R_2$ 对于自身位置状态的融合信息来自两方面,一方面是 $R_2$ 对自身的估计,另一方面是 $R_1$ 通过观测得到的对 $R_2$ 位置状态的估计,因此可得 $R_2$ 位置状态信息的融合结果为:

$$\begin{aligned} P_k^{R_2xy} &= (\omega_k^{R_2} \cdot (P_k^{R_2xy})^{-1} + (1 - \omega_k^{R_2}) \cdot (P_k^{R_1, R_2xy})^{-1})^{-1}, \\ X_k^{R_2xy} &= P_k^{R_2xy} \cdot (\omega_k^{R_2} \cdot (P_k^{R_2xy})^{-1} \cdot X_k^{R_2xy} + \end{aligned}$$

$$P_k^{R_2} = \begin{matrix} & \begin{matrix} R_2 \text{ 的 } x, y \text{ 分量} & R_2 \text{ 的 } \theta \text{ 分量} & T \text{ 的状态} & \text{特征 } l_m \text{ 状态} \end{matrix} \\ \begin{matrix} R_2 \text{ 的 } x, y \text{ 分量} \\ R_2 \text{ 的 } \theta \text{ 分量} \\ T \text{ 的状态} \\ \text{特征 } l_m \text{ 状态} \end{matrix} & \begin{bmatrix} C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2xy}, L_k) \\ C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2\theta}, L_k) \\ C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2, T}, L_k) \\ C(L_k, X_k^{R_2xy}) & C(L_k, X_k^{R_2\theta}) & C(L_k, X_k^{R_2, T}) & C(L_k, L_k) \end{bmatrix} \end{matrix}$$

式中: $C(A, B)$ 代表状态向量 $A$ 和 $B$ 的互相关矩阵.

以下根据3种不同情况进行互相关阵的融合更新,分别为单独目标对象信息融合、单独机器人对象信息融合以及目标、机器人对象信息同时融合.

1) 单独目标对象信息融合条件下互相关阵的更新.

若待融合信息只有目标对象信息通过数据检验时, $R_2$ 利用式(5)、(8)对目标 $T$ 的状态向量和自相关阵进行更新,并利用以下方法完成 $T$ 与机器人 $R_2$

$$(1 - \omega_k^{R_2}) \cdot (P_k^{R_1, R_2xy})^{-1} \cdot X_k^{R_1, R_2xy}. \quad (4)$$

式中:变量上标 $R_2xy$ 代表该变量是对 $R_2$ 位置状态的融合结果, $\omega_k^{R_2}$ 取使 $\|P_k^{R_2xy}\|_2$ 最小的 $\omega$ 值.

在完成了以上2步后, $R_2$ 的系统状态向量更新情况如式(5)~(7)所示.

$$X_k(R_2) = [\underbrace{X_k^{R_2xy} \quad X_k^{R_2\theta} \quad X_k^{R_2, T}}_{\text{融合前}} \quad L_k]^T =$$

$$\begin{cases} [X_k^{R_2xy} \quad X_k^{R_2\theta} \quad X_k^{R_2, T} \quad L_k]^T, \text{目标信息通过检验;} & (5) \end{cases}$$

$$\begin{cases} [X_k^{R_2xy} \quad X_k^{R_2\theta} \quad X_k^{R_2, T} \quad L_k]^T, \text{机器人信息通过检验;} & (6) \end{cases}$$

$$\begin{cases} [X_k^{R_2xy} \quad X_k^{R_2\theta} \quad X_k^{R_2, T} \quad L_k]^T, \text{所有信息通过检验.} & (7) \end{cases}$$

类似地, $R_2$ 系统状态协方差阵的对角子阵更新情况如式(8)~(10)所示.

$$P_k^{R_2} = \underbrace{\text{diag}(P_k^{R_2xy}, P_k^{R_2\theta}, P_k^{R_2, T}, P_k^{l_m})}_{\text{融合前}} =$$

$$\begin{cases} \text{diag}(P_k^{R_2xy}, P_k^{R_2\theta}, P_k^{R_2, T}, P_k^{l_m}), \text{目标信息} & (8) \\ \text{通过检验;} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{diag}(P_k^{R_2xy}, P_k^{R_2\theta}, P_k^{R_2, T}, P_k^{l_m}), \text{机器人信息} & (9) \\ \text{通过检验;} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{diag}(\underbrace{P_k^{R_2xy}, P_k^{R_2\theta}, P_k^{R_2, T}, P_k^{l_m}}_{\text{融合后}}), \text{所有信息} & (10) \\ \text{通过检验.} \end{cases}$$

从式(5)~(10)可见,待融合的对象信息只要通过数据检验环节,那么就将与本地信息进行融合并生成新的融合后本地信息.

由于系统状态向量由机器人自身状态、目标状态以及环境特征状态组成,因此相应系统协方差阵的对角子阵是对这3个对象自相关程度的描述,以下考虑单一对象信息融合后对与其他对象互相关阵的影响.

## 2.3 互相关矩阵更新

首先,写出 $R_2$ 的系统协方差阵以及各部分代表的意义:

$$\begin{matrix} & \begin{matrix} R_2 \text{ 的 } x, y \text{ 分量} & R_2 \text{ 的 } \theta \text{ 分量} & T \text{ 的状态} & \text{特征 } l_m \text{ 状态} \end{matrix} \\ \begin{matrix} R_2 \text{ 的 } x, y \text{ 分量} \\ R_2 \text{ 的 } \theta \text{ 分量} \\ T \text{ 的状态} \\ \text{特征 } l_m \text{ 状态} \end{matrix} & \begin{bmatrix} C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2xy}, L_k) \\ C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2\theta}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2\theta}, L_k) \\ C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2xy}) & C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2\theta}) & C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2, T}) & C(X_k^{R_2, T}, L_k) \\ C(L_k, X_k^{R_2xy}) & C(L_k, X_k^{R_2\theta}) & C(L_k, X_k^{R_2, T}) & C(L_k, L_k) \end{bmatrix} \end{matrix}$$

以及 $T$ 与环境特征 $l_m$ 互相关阵的更新.

首先看融合后的目标状态与机器人 $R_2$ 位置状态互相关阵的更新,由式(3)和协方差性质得

$$\begin{aligned} C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2xy}) &= (C(X_k^{R_2xy}, X_k^{R_2, T}))^T = \\ &= C(P_k^{R_2, TF} \cdot (\omega_k^{R_2, T} \cdot (P_k^{R_2, T})^{-1} \cdot X_k^{R_2, T} + \\ &\quad (1 - \omega_k^{R_2, T}) \cdot (P_k^{R_1, T})^{-1} \cdot X_k^{R_1, T}), X_k^{R_2xy}) = \\ &= \omega_k^{R_2, T} \cdot P_k^{R_2, TF} \cdot (P_k^{R_2, T})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2, T}, X_k^{R_2xy}) + \\ &\quad (1 - \omega_k^{R_2, T}) \cdot P_k^{R_2, TF} \cdot (P_k^{R_1, T})^{-1} \cdot C(X_k^{R_1, T}, X_k^{R_2xy}). \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $C(X_k^{R_1,T}, X_k^{R_2^{xy}})$  为0, 则式(11)变为

$$C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^{xy}}) = (C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2,T}))^T = \omega_k^{R_2,T} \cdot P_k^{R_2,T^F} \cdot (P_k^{R_2,T})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^{xy}}).$$

类似地, 融合后的目标状态与机器人  $R_2$  角度状态以及与环境特征  $l_m$  互相关阵的更新分别为:

$$\begin{aligned} C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^\theta}) &= (C(X_k^{R_2^\theta}, X_k^{R_2,T}))^T = \\ &\omega_k^{R_2,T} \cdot P_k^{R_2,T^F} \cdot (P_k^{R_2,T})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^\theta}), \quad (12) \\ C(X_k^{R_2,T}, L_k) &= (C(L_k, X_k^{R_2,T}))^T = \\ &\omega_k^{R_2,T} \cdot P_k^{R_2,T^F} \cdot (P_k^{R_2,T})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2,T}, L_k). \quad (13) \end{aligned}$$

2) 单独机器人对象信息融合条件下互相关阵的更新.

若只有待融合的机器人  $R_2$  状态信息通过了数据检验, 那么  $R_2$  将利用式(6)和(9)对自身位置状态和自相关阵进行更新. 由式(4)和协方差阵性质可知融合后  $R_2$  位置状态向量与角度状态的互相关阵,  $R_2$  位置状态向量与目标状态向量互相关阵以及  $R_2$  位置状态向量与环境特征状态向量互相关阵更新分别为:

$$\begin{aligned} C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2^\theta}) &= (C(X_k^{R_2^\theta}, X_k^{R_2^{xy}}))^T = \\ &\omega_k^{R_2} \cdot P_k^{R_2^{xy}} \cdot (P_k^{R_2^{xy}})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2^\theta}), \quad (14) \\ C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2,T}) &= (C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^{xy}}))^T = \\ &\omega_k^{R_2} \cdot P_k^{R_2^{xy}} \cdot (P_k^{R_2^{xy}})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^{xy}}), \\ C(X_k^{R_2^{xy}}, L_k) &= (C(L_k, X_k^{R_2^{xy}}))^T = \\ &\omega_k^{R_2} \cdot P_k^{R_2^{xy}} \cdot (P_k^{R_2^{xy}})^{-1} \cdot C(X_k^{R_2^{xy}}, L_k). \quad (15) \end{aligned}$$

3) 目标、机器人对象信息同时融合条件下互相关阵的更新.

若待融合的机器人  $R_2$  和目标对象信息均通过

了数据检验, 那么  $R_2$  将利用式(7)和(10)对自身位置状态和其协方差阵, 以及目标状态和其协方差阵进行更新. 此时目标状态与机器人  $R_2$  角度状态以及环境特征  $l_m$  互相关阵同式(12)和(13).  $R_2$  位置状态与角度状态以及环境特征  $l_m$  互相关阵同式(14)和(15). 由式(3)和(4)以及协方差阵性质可知, 此时  $R_2$  位置状态向量与目标状态向量协方差阵为

$$\begin{aligned} C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2,T}) &= (C(X_k^{R_2,T}, X_k^{R_2^{xy}}))^T = \\ &C(P_k^{R_2^{xy}} \cdot (\omega_k^{R_2} \cdot (P_k^{R_2^{xy}})^{-1} \cdot X_k^{R_2^{xy}} + \\ &(1 - \omega_k^{R_2}) \cdot (P_k^{R_1,R_2^{xy}})^{-1} \cdot X_k^{R_1,R_2^{xy}}), \\ &P_k^{R_2,T^F} \cdot (\omega_k^{R_2,T} \cdot (P_k^{R_2,T})^{-1} \cdot X_k^{R_2,T} + \\ &(1 - \omega_k^{R_2,T}) \cdot (P_k^{R_1,T})^{-1} \cdot X_k^{R_1,T})) = \\ &\omega_k^{R_2} \cdot \omega_k^{R_2,T} \cdot P_k^{R_2^{xy}} \cdot (P_k^{R_2^{xy}})^{-1} \cdot \\ &C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_2,T}) \cdot (P_k^{R_2,T})^{-1} \cdot P_k^{R_2,T^F} + \\ &(1 - \omega_k^{R_2}) \cdot (1 - \omega_k^{R_2,T}) \cdot P_k^{R_2^{xy}} \cdot (P_k^{R_1,R_2^{xy}})^{-1} \cdot \\ &C(X_k^{R_1,R_2^{xy}}, X_k^{R_1,T}) \cdot (P_k^{R_1,T})^{-1} \cdot P_k^{R_2,T^F}. \end{aligned}$$

由于估计主体不同因此在上式的推导中互相关阵  $C(X_k^{R_2^{xy}}, X_k^{R_1,R_2^{xy}})$ 、 $C(X_k^{R_1,T}, X_k^{R_2,T})$  均为0.

### 3 实验结果及分析

通过仿真实验验证协作数据融合算法的有效性并分析其性能点, 实验在 Matlab 7.5 平台下进行. 机器人团队包含2台机器人, 运动方式符合非完整性约束轮式机器人模型, 并采用文献[20]设计的控制算法对机器人团队进行控制. 目标遵循定加速度模型(CAM). 在长1 000 m, 宽1 000 m的环境中均匀分布着1 600个环境特征.

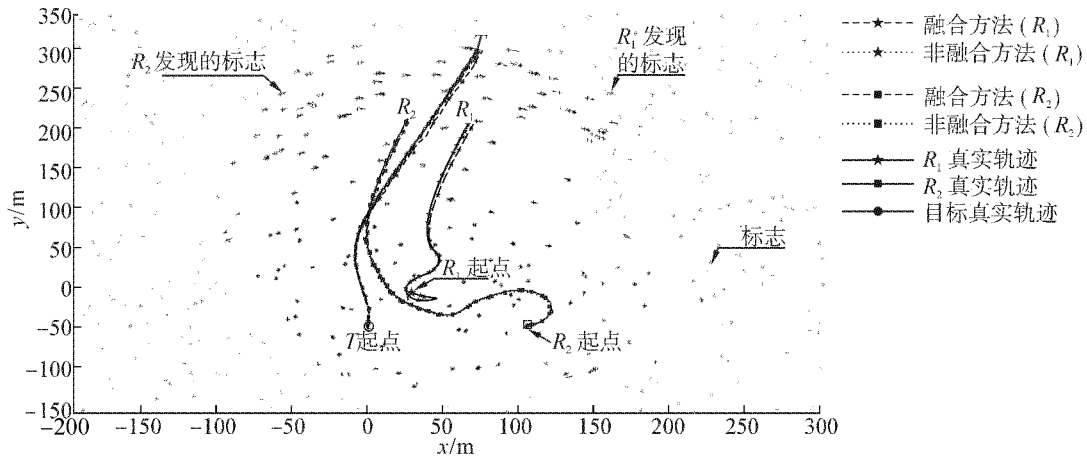


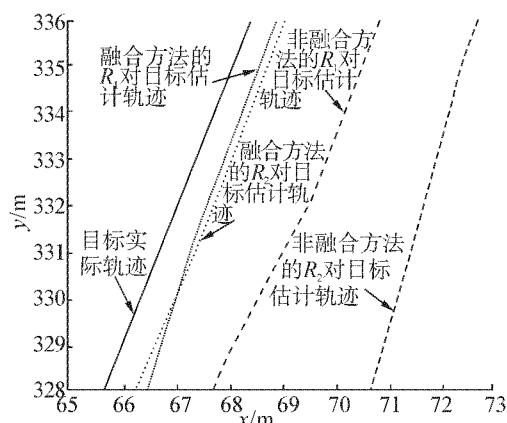
图3 总体仿真结果

Fig. 3 The results of simulation

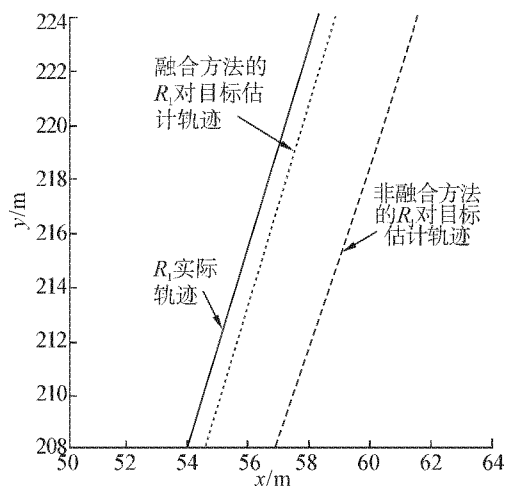
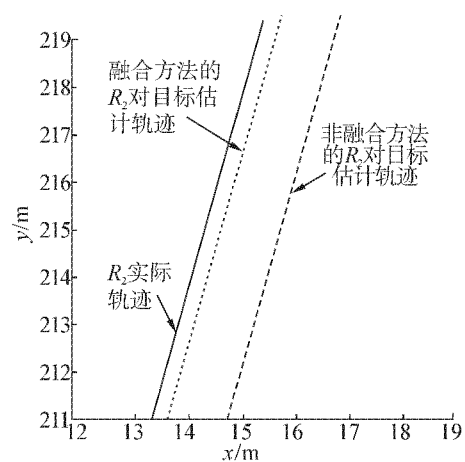
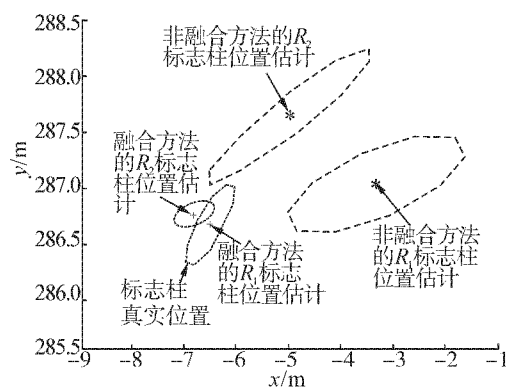
算法总体结果如图3所示. 图中浅色小星号代表环境特征的真实分布, 灰色大星号和灰色十字分

别代表  $R_1$  采用非融合和融合估计方法得到的环境特征位置估计. 黑色大星号和黑色十字分别代表  $R_2$  采用非融合和融合估计方法得到的环境特征位置估计. 中间黑色实线代表目标的真实轨迹. 目标真实轨迹附近的黑色、灰色长虚线分别代表采用非融合方法得到的  $R_1$ 、 $R_2$  对目标轨迹估计. 目标真实轨迹附近的黑色、灰色短虚线分别代表采用融合方法得到的  $R_1$ 、 $R_2$  对目标轨迹估计. 右边黑色实线代表机器人  $R_1$  的真实运动轨迹,  $R_1$  真实运动轨迹附近的黑色长、短虚线分别代表采用非融合、融合方法得到的对机器人  $R_1$  的轨迹估计. 左边黑色实线代表机器人  $R_2$  的真实运动轨迹,  $R_2$  真实运动轨迹附近的黑色长、短虚线分别代表采用非融合、融合方法得到的对机器人  $R_2$  的轨迹估计.

为了清晰起见,图4为图3的局部放大图. 从该图可见,对于目标、机器人  $R_1$ 、 $R_2$  以及标志柱的位置估计来说,采用融合方法得到的结果均要好于不采用融合方法的结果,即融合结果更接近真值并且不确定范围更小.



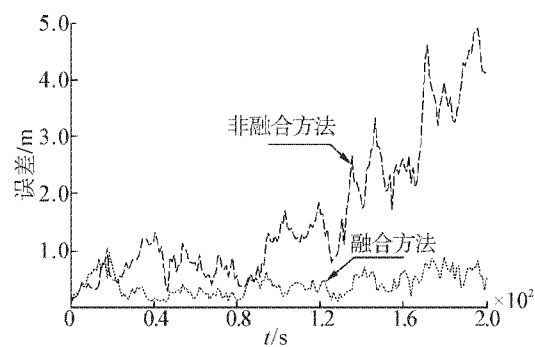
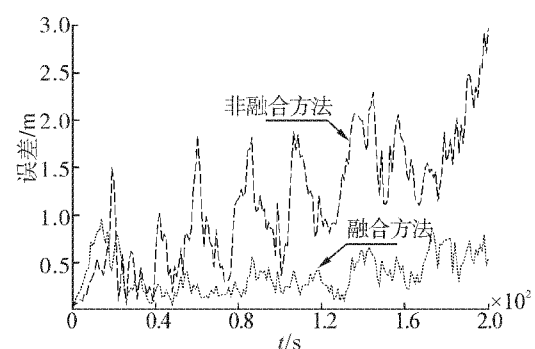
(a) 目标轨迹

(b) 机器人  $R_1$  轨迹(c) 机器人  $R_2$  轨迹

(d) 标志柱位置

图4 不同对象位置估计的局部放大

Fig.4 Magnified image of different objects tracking

(a) 机器人  $R_1$  对目标估计误差对比(b) 机器人  $R_2$  对目标估计误差对比

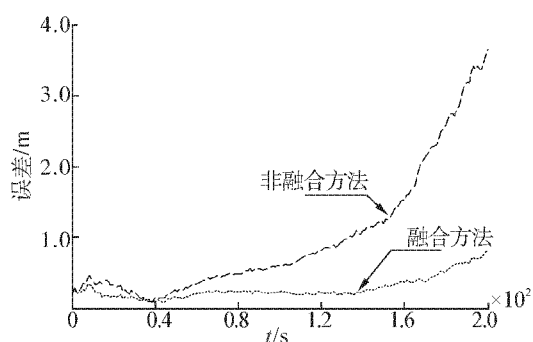
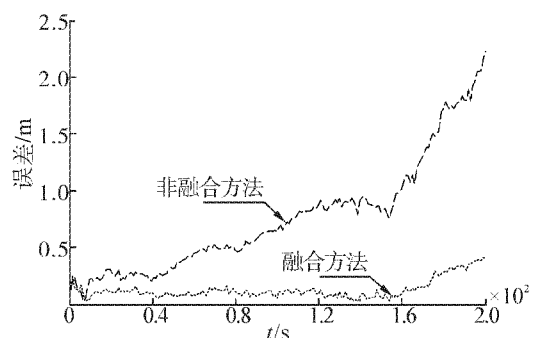
(c) 机器人 $R_1$ 对自身估计误差对比(d) 机器人 $R_2$ 对自身估计误差对比

图5 融合与非融合方法估计误差曲线对比

Fig. 5 Estimation performance comparison of fused and normal method

图5分别显示了机器人 $R_1$ 、 $R_2$ 对于目标和自身状态估计时,采用本文融合方法和文献[16]非融合方法的误差曲线对比。从图5可见,机器人无论是对目标的状态估计还是对自身状态估计,采用融合方法的准确性均高于非融合方法。另外,由文献[16]的结论可知,由于目标始终朝同一方向运动导致机器人的运动轨迹缺少回路,使得估计误差累积速度加快,从图5的实验结果可见,采用融合方法后能够有效控制误差的增长速度,提高系统整体估计准确性。

#### 4 结束语

本文设计了基于协方差交集的分布式多机器人协作SLAMOT算法,协方差交集数据融合方法的采用在提高相关对象状态估计准确性的同时,避免了对象状态间的互相关性估计问题,减少了系统的数据传输和计算量,使算法具备了分布式的特点。仿真实验通过与非融合算法进行对比,结果证明了融合算法在系统状态估计准确性上的优势。

#### 参考文献:

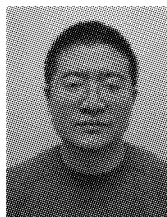
- [1] FOX D, BURGARD W, KRUPPA H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization[J]. *Autonomous Robots*, 2000, 8(3): 325-344.
- [2] FENWICK J W, NEWMAN P M, LEONARD J J. Cooperative concurrent mapping and localization[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2002: 1810-1817.
- [3] ZHANG L, SHEN P Y. A new method for moving object tracking with multi-robot[J]. *Journal of Convergence Information Technology*, 2001, 6(8): 35-43.
- [4] MOTTAGHI R, VAUGHAN R. An integrated particle filter and potential field method applied to cooperative multi-robot target tracking[J]. *Autonomous Robots*, 2007, 23(1): 19-35.
- [5] MADHAVAN R, FREGENCE K, PARKER L E. Distributed cooperative outdoor multi-robot localization and mapping[J]. *Autonomous Robots*, 2004, 17(1): 23-39.
- [6] REKLEITIS I, DUDEK G, MILIOS E. Probabilistic cooperative localization and mapping in practice[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference in Robotics and Automation*. Taipei, China, 2003: 1907-1912.
- [7] 罗荣华,洪炳镨. 移动机器人同时定位与地图创建研究进展[J]. *机器人*, 2004, 26(2): 182-186.  
LUO Ronghua, HONG Bingrong. The progress of simultaneous localization and mapping for mobile robot[J]. *Robot*, 2004, 26(2): 182-186.
- [8] Di MARCO M, GARULLI A, GIANNITRAPANI A, et al. Simultaneous localization and map building for a team of co-operating robot: a set membership approach[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2003, 19(2): 238-248.
- [9] WILLIAMS S B, DISSANAYAKE G, DURRANT-WHYTE F. Towards multi-vehicle simultaneous localization and mapping[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington, DC, USA, 2002: 2743-2748.
- [10] NETTLETON E, GIBBENS P, DURRANT-WHYTE H. Closed form solutions to the multiple platform simultaneous localization and map building (SLAM) problem[C]//*Proceedings of International Symposium on Sensor Fusion: Architecture, Algorithms and Applications*. Orlando, USA, 2000: 428-437.
- [11] VAN DER WALLE D, FIDAN B, SUTTON A, et al. Non-hierarchical UAV formation control for surveillance tasks[C]//*American Control Conference*. Seattle, USA, 2008: 777-782.

- [12] 刘国成. 一种基于多传感器数据融合的目标跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(19): 6183-6189.  
LIU Guocheng. Algorithm for multi-sensor data fusion target tracking[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(19): 6183-6189.
- [13] VIDALY R, SHAKERNIA O, KIM H J, et al. Probabilistic pursuit-evasion games theory, implementation, and experimental evaluation[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 662-669.
- [14] WANG C C, THORPE C. Simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects[J]. International Journal of Robotics Research, 2007, 26(9): 889-916.
- [15] BORRMANN D, ELSEBERG J, LINGEMANN K, et al. Globally consistent 3D mapping with scan matching[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(2): 130-142.
- [16] 伍明, 孙继银. 基于扩展式卡尔曼滤波的机器人未知环境下动态目标跟踪[J]. 机器人, 2010, 32(3): 334-343. WU Ming, SUN Jiyin. Extended Kalman filter based moving object tracking by mobile robot in unknown environment[J]. Robot, 2010, 32(3): 334-343.
- [17] ARRAS K O. Feature-based robot navigation in known and unknown environments[D]. Lausanne, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, 2003.
- [18] PEREIRA G A S, KUMAR R V, CAMPOS M F M. Localization and tracking in robot networks[EB/OL]. [2012-04-20]. [http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1038&context=meam\\_papers](http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1038&context=meam_papers).
- [19] CHEN L J, ARAMBEL P O, MEHRA R K. Fusion under

unknown correlation-covariance intersection as a special case[C]//Proceedings of International Conference on Information Fusion. Piscataway, USA, 2002: 905-912.

- [20] WU Ming, HUANG Feifei, WANG Long. A distributed multi-robot cooperative hunting algorithm based on limit-cycle[C]//Proceedings of the International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics. Bangkok, Thailand, 2009: 156-160.

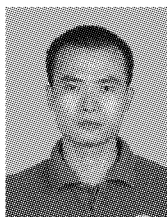
#### 作者简介:



伍明,男,1981年生,讲师,博士,主要研究方向为自主机器人控制、多机器人协作、机器人环境构建. 发表学术论文10余篇,其中被EI检索8篇.



李琳琳,女,1974年生,副教授,博士. 主要研究方向为信息栅格技术、多传感器网络、物联网. 主持国家高技术研究项目1项,发表学术论文20余篇,其中被EI检索12篇.



李承剑,1983年生,讲师,主要研究方向为指挥自动化系统和计算机应用技术. 发表学术论文6篇,其中被EI检索2篇.