

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0670

群机器人区域覆盖方法研究

李冠男^{1,2}, 董凌艳^{1,2}, 徐红丽¹, 林扬¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 研究了一种可以对任意形状的目标区域形成覆盖的群机器人自主部署方法. 机器人部署过程分为 2 个阶段: 模型生成阶段和机器人部署阶段. 在模型生成阶段, 首先利用智能优化算法, 得到表征机器人最优部署位置的点云. 然后将点云映射为图模型. 在此基础上, 群机器人部署问题被转化为群机器人模式形成问题. 设计了一套行为规则, 使机器人根据图模型运动, 最终形成期望模式. 通过仿真实验验证了所研究模式形成方法可以实现涉及约 30 台机器人的复杂模式, 并用实际机器人对本文方法进行了验证.

关键词: 群机器人; 模式形成控制; 区域覆盖; Buzz 语言; Argos 仿真平台

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-05-0670-10

Research on Region Coverage Approach with Swarm Robots

LI Guannan^{1,2}, DONG Lingyan^{1,2}, XU Hongli¹, LIN Yang¹

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: An auto deployment approach of swarm robots is studied to cover a target region with random shape. The deployment approach consists of two stages: model generation phase and robot deployment phase. In the model generation phase, an intelligent optimization algorithm is used to get a point cloud, which can represent the optimal deployment positions of robots. Then, the point cloud is mapped to a graph model. On this basis, the robot deployment problem is transformed into a pattern formation problem of swarm robots. A set of behavior laws are designed to drive robots to move according to the graph model, and to achieve the desired pattern. Simulation experiments are performed to demonstrate that the pattern formation method can form complex patterns with around 30 robots. And the proposed method is then verified with real robots.

Keywords: swarm robots; pattern formation control; region coverage; Buzz language; Argos simulator

1 引言 (Introduction)

群机器人主要研究如何组织大量相对简单的机器人完成机器人个体无法完成, 或者由群体可以更有效完成的任务. 集群中的机器人不具有全局信息, 遵循简单的行为规则, 通过与相邻机器人及环境的交互, 使群体整体表现出符合预期的行为^[1-2]. 由于群机器人整体的行为是个体之间交互的结果, 不依赖于一个起主控作用的个体, 因此群机器人系统通常具有鲁棒性、规模弹性和灵活性^[3]. 群机器人的上述特点使其在众多领域具有广泛的应用前景, 例如集群搜索和救援, 集群运输和构建, 地形探索和地图绘制, 编队运动以及部署传感器网络^[4].

利用群机器人进行区域覆盖, 是指在集群中的每个机器人个体都可以覆盖一定空间的条件下, 利用多台机器人相互协作, 使目标区域中的每个点至少被一个机器人覆盖. 现有研究中, 利用多机器人对目标区域进行覆盖的方法主要有非持续覆盖和持续覆盖两类. 非持续覆盖只要求目标区域中的每个点曾经被机器人扫过, 而不要求一直被机器人覆盖. 这种策略通常用于区域探索、搜救类任务. 由于不需要对区域中的每一点持续覆盖, 这种策略涉及到的机器人数量较少, 且通常使用路径规划的方法解决^[5]. 如文 [6] 中使用 AUV (自主水下机器人) 对目标区域进行覆盖. 文 [7] 将确定性和不确定性策略结合以在最短时间内覆盖目标区域. 文 [8] 使用无人机对目标区域进行覆盖. 文 [9] 研

究通信受限情况下的覆盖问题. 群机器人的持续覆盖是指区域中每个点都时刻处于至少一台机器人的覆盖范围内. 这类策略适合区域持续监视和通信组网类任务, 相关研究已经展开. 目前的研究主要集中在利用寻优算法寻找机器人的最优部署方案, 通常使用的方法有人工鱼群算法^[10]、粒子群算法^[11]、粒子群算法与 Voronoi 图结合的方法^[12]、多目标粒子群算法^[13]、猫群算法^[14]等. 文 [15] 使用部分移动节点和部分固定节点构建传感器网. 文 [16] 考虑了目标区域存在障碍物的情形. 上述文献没有研究如何协调控制机器人使其能够运动到目标位置. 针对群机器人的部署问题, 现有的方法通常基于虚拟物理场^[17-18]. 所覆盖的区域通常为规则图形^[19], 或者追求覆盖尽可能大的区域^[20]. 文 [21] 考虑了部署过程中的避碰问题, 文 [22] 提出一种动态覆盖方法. 但没有用实际机器人进行验证.

部署群机器人持续覆盖一定区域是群机器人组网的基础, 有非常实际的应用背景. 例如在灾后救援中, 受灾区域的通信网络被摧毁, 快速建立临时通信网络为受灾群众和救援人员提供通信接入服务非常必要. 受灾区域的形状通常是不规则的, 可以通过航拍照片获得. 自然灾害发生时常伴有恶劣天气, 导致 GPS (全球定位系统) 等全局定位设备工作不可靠. 由于灾区环境危险, 不希望由人冒险完成通信节点的部署. 这时候可以将移动机器人作为通信节点, 部署移动机器人覆盖灾区并组建通信网络. 另一类应用是在战场环境下, 可以利用移动机器人作为传感器节点, 快速部署群机器人组建传感器网络对要地进行监视. 需要监视的区域其形状通常不规则且可以通过军用地图获得. 战场中复杂的电磁环境可能影响全局定位设备的可靠工作. 在危险的战场环境下, 由体积小、隐蔽性高的机器人自行组网, 可以减少伤亡. 通过总结, 可以发现上述应用具备如下特点: 1) 需要快速部署节点, 组建临时性的应急网络; 2) 需要覆盖的区域已知, 且形状不规则; 3) 不能保证机器人具备全局定位能力; 4) 环境危险, 希望通过机器人自主部署来覆盖区域并组建网络.

针对上述应用, 本文提出一种群机器人部署方法. 核心思路是基于图模型将机器人部署问题转化成群机器人复杂模式形成问题. 方法包含 2 个阶段. 首先通过寻优算法, 将目标区域映射为表示机器人最优部署位置的点云, 并将点云转化为图模型. 在此基础上, 设计了一套行为规则, 使机器人依照图模型自行与图中的节点匹配并运动到目标位置, 最

终实现对目标区域的覆盖. 使用 Buzz^[23-24] 这种面向集群的编程语言来实现所研究的算法. 设计了多组实验对所研究方法进行验证. 利用仿真实验和实际机器人实验验证模式形成方法, 并通过模拟部署无线网络验证了整个部署策略的流程.

2 群机器人部署方法 (Deployment approach of swarm robots)

2.1 问题描述

使用一组机器人对区域 D 进行覆盖. 每个机器人可以覆盖的区域 D_c 为以机器人为圆心、半径为 r 的圆面. 要求使用一组机器人构建网络, 对区域 D 进行覆盖.

机器人具有局部通信和局部感知的能力, 而不具备全局通信和定位的能力. 对于任何一个机器人, 只能获得相邻机器人的信息. 机器人之间的交互通过可定位通信 (situated communication)^[25] 实现, 即对于任何机器人, 在接收到通信信息的同时, 能够获得信息发出者的相对位置, 即信息发出者在信息接收者载体坐标系内的距离和方向. 例如, 当机器人 i 接收到机器人 j 发出的信息时, 机器人 i 可以获得在以 i 的位置为原点、 i 的头朝向为正方向的极坐标系内, 机器人 j 距离机器人 i 的距离 d_j^i 和在此坐标系下的方向 α_j^i .

要求在已知区域 D 的前提下, 自主部署一组机器人, 对区域 D 进行覆盖.

2.2 解决方案

提出一种群机器人部署方法以覆盖目标区域. 如图 1 所示, 此方法分为模型生成和机器人部署 2 个阶段. 在模型生成阶段: (1) 根据目标区域的形状, 使用粒子群算法获得可以最大程度覆盖目标区域的机器人的位置集合, 表示为一个点云; (2) 将点云映射为图模型. 在机器人部署阶段: (3) 设计行为规则, 使群机器人形成图模型所代表的模式. 以上方法将群机器人部署问题转化成群机器人模式形成问题.

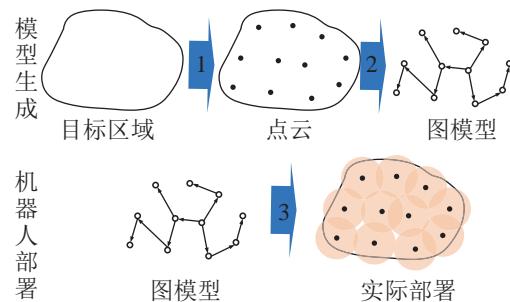


图 1 群机器人自主部署方法

Fig.1 Auto deployment scheme of swarm robots

3 图模型生成 (Generation of the graph model)

使用粒子群算法 (PSO) 得到最大程度覆盖区域 D 的点云 E , 并将 E 映射为指导机器人运动的树模型 T .

3.1 基于粒子群算法的点云生成

粒子群算法是一种受生物启发的智能优化算法, 广泛应用于各类寻优问题.

对问题进行建模, 已知区域 D 的形状和面积, 假设部署 $n = D/D_c$ 台机器人对区域进行覆盖. 令机器人 i 在全局坐标系下的位置为 $\mathbf{p}_i(x_i, y_i)$, 则利用粒子群算法求解点云 $E = \{v_i | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 v_i 的位置为 $\mathbf{p}_i(x_i, y_i)$, 使得机器人覆盖的总面积 D_{ac} 可以最大程度覆盖目标区域, 即覆盖率 $R_c = D_{ac}/D$ 达到最大. 由于粒子群算法通常用于求极小值, 因此也相当于求 E 使得未覆盖面积最小, 也即未覆盖率 $R_u = 1 - R_c$ 最小.

使用粒子群算法对上述问题进行求解, 需要:

(1) 编码

依据机器人在全局坐标系中的位置构成向量:

$$\mathbf{P} = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n]$$

(2) 约束条件

机器人的位置不应超出待覆盖的区域 D , 即:

$$(x_i, y_i) \in D, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

(3) 适应度函数

对目标区域进行网格化. 假设目标区域被分割为 m 个网格, 标记每个网格的中心点为 \mathbf{c}_j ($j = 1, 2, \dots, m$). 当 \mathbf{c}_j 被任何一个机器人覆盖时, 认为此网格被覆盖, 即当:

$$\min(\|\mathbf{c}_j - \mathbf{p}_i\|_2) < r, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

时, 认为网格 \mathbf{c}_j 被机器人覆盖. 记 m_c 为被覆盖的网格的数目, 因此有适应度函数:

$$g = 1 - m_c/m \approx R_u$$

上述编码、约束条件和适应度函数, 除可用于粒子群算法外, 还可以用于其他智能寻优算法, 如在实验中使用蝙蝠算法^[26]作为对照.

3.2 图模型生成

将点云 E 映射为图模型, 可以得到树 T .

建立 2 个空序列, 分别是 Labeled 表 L_l 和 un-Labeled 表 L_u . 选择 E 中某一点作为根 v_0 , 通常选

择被认为是基站的点, 或者点云 E 的重心作为根. 以 v_0 开始, 生成 T 的算法如下:

(1) $E \setminus \{v_0\}$ 中元素按照距离 v_0 的距离由近及远排序, 得到序列 L . 将 v_0 置于 L_l , L 置于 L_u .

(2) 取 L_u 中第 1 个点, 记为 v_c . 构造点集 $P_c = \{v_p | \text{线段 } v_p v_c \text{ 上没有点且 } v_p \in L_l\}$.

(3) 取 P_c 中距离 v_c 最近的点作为 v_c 的先导. 计算两点之间的距离, 以及 v_c 相对于其先导的角度.

(4) 将 v_c 从 L_u 中移除, 并移入 L_l 末尾.

(5) 重复步骤 (2) ~ (4) 直至 L_u 为空. 为 L_l 中的点添加序号, 依次为 $0, 1, \dots, n-1$.

由步骤 (3) 可知, 当 P_c 中有多个点距离 v_c 最近且距离相等时, 它们有相同的概率被选择为 v_c 的先导, 此时产生的树 T 不唯一. 任何一个树 T 都可以保证机器人成功部署. 为使机器人能够读取图, 将 T 记录为表的形式, 内容依次为自身序号 L_{label} , 先导点序号 L_{pred} , 距离先导点距离 D_{dist} 和在全局坐标系下相对于先导点的方向 $B_{bearing}$. 对于节点 v_0 , 不存在先导点, 因此使用 -1 占位. 图 2 所示为一个点云生成图模型, 表 1 所示为此图模型的记录.

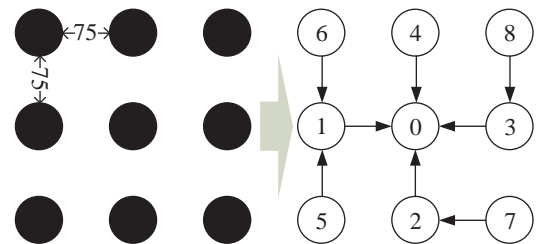


图 2 点云生成树

Fig.2 A tree generated with the point cloud

表 1 树模型记录表

Tab.1 Record table of the tree model

L_{label}	L_{pred}	D_{dist} / cm	$B_{bearing} / (^\circ)$
0	-1	-1	-1
1	0	75	180
2	0	75	270
3	0	75	0
4	0	75	90
5	1	75	270
6	1	75	90
7	2	75	0
8	3	75	90

可以证明, 上述算法可以保证:

- 1) 点云 E 中所有点均可以被包含于 T 中.
- 2) 上述算法生成的图是树.

证明:

1) 在算法执行过程中, 对于 v_c , 当且仅当 $P_c = \emptyset$ 时, 点 v_c 无法被加入图中. 假设 $P_c = \emptyset$, 则对于当前 $L_1, \forall v_l \in L_1, \exists v_{l,1}, \dots, v_{l,k} \in L_u (k \geq 1)$ 位于线段 $v_c v_l$ 上. 因为恒有 $v_0 \in L_1$, 所以 $\exists v_{0,1}, \dots, v_{0,k} \in L_u (k \geq 1)$ 位于线段 $v_0 v_c$ 上. 令 $\{v_{0,1}, \dots, v_{0,k}\}$ 为按照距离 v_0 由近及远排列的序列, 则 $\{v_{0,1}, \dots, v_{0,k}, v_c\}$ 也为距离 v_0 由近及远排列的序列. 因此在判断 v_c 可否加入图中之前, 已经依次判断过 $v_{0,1}, \dots, v_{0,k}$ 可否加入图中. 因为 $v_{0,1}$ 与 v_0 之间没有不存在 L_u 中的点处于线段 $v_0 v_{0,1}$ 上, 因此 $v_{0,1}$ 必然可以加入图中. 依次类推, 在判断 v_c 之前, $v_{0,1}, \dots, v_{0,k}$ 均已加入图中, 故 $P_c \neq \emptyset$, 与假设矛盾, 得证.

2) 根据定义, 树是无圈的连通图. 用归纳法证明, 当 $L_1 = \{v_0\}$ 时, 按照规则向其中添加 v_1 , 显然此时形成的图 G_2 是树. 假设当 $L_1 = \{v_0, v_1, \dots, v_{n-1}\}$ 时, 形成的图 G_n 是树. 向其中添加点 v_n , 假设其先导为 v_p , 则得到图 G_{n+1} . 由于 G_n 是树, 故其是连通图, 任意节点之间存在路. 因此 $\forall v_i (i, j = 0, 1, \dots, n-1 \text{ 且 } i \neq p)$, 节点 v_i 与 v_p 之间存在路, v_n 与任意节点 v_i 之间也存在路. G_{n+1} 是连通图. G_n 是树, 不包含圈, 向其中添加一条边形成 G_{n+1} , 无法形成圈, 因此 G_{n+1} 也是树. 得证.

4 机器人行为规则 (Behaviour law of robots)

根据树 T , 可以将机器人的部署问题转化成群机器人复杂模式形成问题. 在初始时刻, 机器人与树 T 中的节点没有进行匹配, 也就是机器人不对应于 T 中的一个节点. 在模式形成过程中, 机器人通过与相邻机器人的交互, 完成与 T 中节点的匹配后, 机器人将对应于 T 中的这个节点, 此时这个节点的序号也就是机器人的序号. 当某个机器人的序号为 0, 并且被认为已经到达期望位置时, 模式形成过程开始. 这种策略提供了一种人与机器人群体交互的途径. 在此指定基站的序号为 0, 且已经到达期望位置, 即处于 Joined 状态. 在初始时刻, 只有基站拥有树 T 的信息. 处于 Joined 状态的机器人将向周围广播树 T 的信息.

4.1 行为规则

如图 3 所示, 机器人的行为规则可以表示为一个有限状态机. 行为规则包括 Free、Asking、Joining 和 Joined 四个主要状态和一个次级状态 Collision Avoidance. 表 2 为状态转移条件.

处于 Free 和 Asking 状态的机器人尚没有与 T 中的节点匹配, 也就是没有获得一个序号. Joining

和 Joined 状态的机器人已经与 T 中的节点匹配, 是模式的一部分, 会产生一个虚拟力场, 迫使 Free 和 Asking 状态的机器人围绕力场的边缘运动. 当一个 Free 状态的机器人搜索到一个合适的序号时, 会转入 Asking 状态, 并向先导发出一条请求信息. 如果请求被允许, 则此机器人获得序号, 完成匹配并转入 Joining 状态. 在此状态下, 根据与其先导交互的信息, 运动到期望位置, 最终进入 Joined 状态. 当 Asking 状态的机器人在超过一定时间未获得回复, 或者请求被拒绝时, 重新回到 Free 状态. 当 Joining 状态的机器人超过一定时间与其先导失去联系, 会重新进入 Asking 状态请求此序号, 此时有可能请求被许可而重新进入 Joining 状态, 也有可能回到 Free 状态. 图 4 所示为群机器人模式形成过程. 图中, 六边形表示已完成匹配的机器人, 数字为其序号. 实心六边形表示 Joined 状态的机器人, 空心六边形表示 Joining 状态的机器人, 空心且无数字标记的六边形为其目标位置. 圆形为尚未完成匹配的机器人, 圈中的 A 表示 Asking 状态, F 表示 Free 状态. 箭头表示机器人的运动趋势, 机器人之间的箭头线表示与先导之间的通信. 阴影部分粗略表示 Joining 和 Joined 状态机器人产生的虚拟力场.

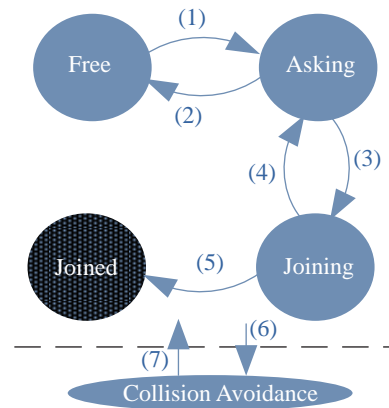


图 3 行为规则
Fig.3 Behaviour law

表 2 状态转移条件

Tab.2 State transition conditions

序号	转移条件
1	搜索到合适的序号且与相应先导相邻
2	请求被拒绝或长时间未收到回复
3	请求被许可
4	长时间与先导失去联络
5	距离目标位置小于一定值
6	触发避碰条件, 前方一定距离内有其他机器人
7	解除避碰条件, 前方一定距离内不再有其他机器人

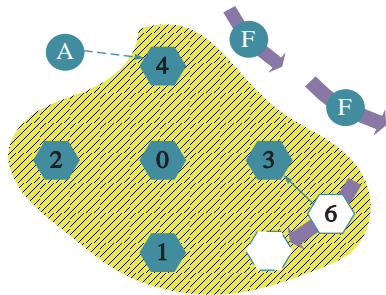


图4 模式形成过程

Fig.4 Pattern formation process

4.2 状态

Free 状态:

Free 状态下的机器人将围绕 Joined 和 Joining 状态的机器人形成的虚拟力场的边缘运动. 若机器人 i 周围有 k 个 Joining 和 Joined 状态的机器人, 基于可定位通信, 机器人 i 可以获得机器人 j ($j=1,2,\dots,k$) 在 i 的载体坐标系内的位置 (α_j^i, d_j^i) , 其中 α_j^i 为角度, d_j^i 为距离, 则机器人 i 的运动规则可以表示为

$$u_i = f\left(\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\alpha_j^i, d_j^i - d_0) + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\alpha_j^i + \frac{\pi}{2}, d_m)\right)$$

式中 d_0 、 d_m 为表征力场强度的参数. d_0 产生的力场使 Free 状态下的机器人保持在已经形成的模式边缘. d_0 的取值是一个经验值, 一般为点云中两点之间最近距离的 2~3 倍. d_m 产生的力场将推动 Free 状态下的机器人沿着已经形成的模式的边缘运动. d_m 的取值同样是一个经验值, 一般与 d_0 为同一数量级. 函数 $f(\cdot)$ 将合力映射为合理的控制信号. 控制量 u_i 是机器人载体坐标系下的一个向量, 表示机器人的期望运动速度和方向.

在 Free 状态下, 机器人将不断广播自身状态, 通信格式为:

$\langle \text{Free} \rangle$

Asking 状态:

在 Asking 状态下机器人将暂时停止运动, 持续广播请求消息, 通信格式为:

$\langle \text{Asking, ReqLabel, ReqID} \rangle$

其中 ReqLabel 为所请求的序号, ReqID 是一个随机数, 当多个机器人同时请求同一个序号时, 不同的机器人会广播不同的 ReqID.

当机器人接收到回复:

$\langle \text{Joined, ReqLabel, ReqID, Reply} \rangle$

时, 判断 ReqLabel 和 ReqID 是否与自身广播的一致, 以及 Reply 位的值是否为许可. 若与自身广播

一致且请求被许可, 转入 Joining 状态. 若 ReqID 不一致, 或者请求不许可, 则转入 Asking 状态. 若 ReqLabel 不一致, 则维持在 Asking 状态, 若长时间未收到回复, 则转入 Free 状态.

Joining 状态:

Joining 状态下机器人获得一个序号 L_{label} . 此状态下机器人将广播自身状态和序号, 通信格式为

$\langle \text{Joining, } L_{\text{label}} \rangle$

处于 Joining 状态的机器人有唯一的先导, 并且此先导处于 Joined 状态. 基于可定位通信和机器人之间的信息交互, 处于 Joining 状态的机器人可以计算出自身行为规则, 控制机器人运动到图 T 中规定的期望位置, 从而形成期望模式. 用 s 表示当前处于 Joining 状态的机器人, 用 p 表示相应的先导, 则 s 可以获得 p 在以 s 为圆心、 s 航向为正方向的极坐标系内的位置为 $P_p^s(\alpha_p^s, d_p^s)$, 通过通信的方式, p 会向 s 发送 s 在以 p 建立的载体坐标系内的位置 $P_s^p(\alpha_s^p, d_s^p)$, 以及以 p 建立的载体坐标系与全局坐标系之间的角度偏差 α_{pg}^e . 根据图 T , s 可以获得在全局坐标系下, 其期望位置 d 相对于 p 的距离和方向, 表示为 $P_d^g(\alpha_d^g, d_d^g)$. 根据上述信息, 机器人 s 可以获得机器人 s 的载体坐标系, 机器人 p 的载体坐标系和全局坐标系之间的方向关系, 如图 5 所示.

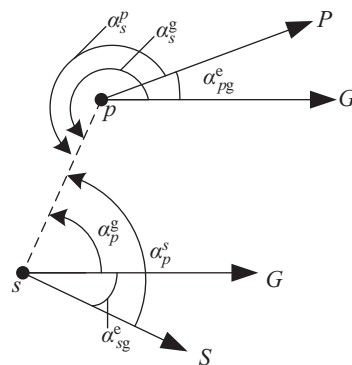


图5 坐标系示意图

Fig.5 Illustration of the coordinate system

图 5 中 sG 、 pG 表示以 s 、 p 为原点的全局极坐标系的起始方向, sS 和 pP 分别表示以 s 和 p 为原点建立的载体坐标系的起始方向. 由图 5 可以得到如下关系:

$$\begin{aligned} |\alpha_s^g - \alpha_p^g| &= \pi \\ \alpha_s^p &= \alpha_s^g + \alpha_{pg}^e \\ \alpha_p^s &= \alpha_p^g + \alpha_{sg}^e \end{aligned}$$

其中 α_{sg}^e 为以 s 为原点建立的载体坐标系与全局坐

标系起始方向之间的偏差, 与 α_{pg}^c 一样, 其符号可能为正, 也可能为负. 当 $\alpha_s^g \in [0, 2\pi]$ 且 $\alpha_p^g \in [0, 2\pi]$ 时:

$$\begin{cases} \alpha_s^g - \alpha_p^g = \pi, & \alpha_s^g > \pi \\ \alpha_p^g - \alpha_s^g = \pi, & \alpha_s^g < \pi \end{cases}$$

据此可以得到:

$$\alpha_{sg}^c = \begin{cases} \pi + \alpha_p^s + \alpha_{pg}^c - \alpha_s^p, & \alpha_s^p - \alpha_{pg}^c > \pi \\ \alpha_p^s - \pi - \alpha_s^p + \alpha_{pg}^c, & \alpha_s^p - \alpha_{pg}^c < \pi \end{cases}$$

在全局坐标系下, s 到期望位置 P_d^g 的向量为

$$P_{sd}^g(\alpha_{sd}^g, d_{sd}^g) = P_{sp}^g + P_{pd}^g$$

其中 P_{sp}^g 和 P_{pd}^g 分别表示全局坐标系下 s 到 p 的向量, 和 p 到 s 期望位置的向量, 因此有 $P_{pd}^g = P_d^g$, 且 $P_{sp}^g = (\alpha_p^s - \alpha_{sg}^c, d_p^s)$. 则在 s 的载体坐标系下, 机器人 s 到期望位置 d 的向量为机器人的控制量 u , 表示载体坐标系下机器人 s 的期望运动速度和方向, 且 $u = (\alpha_{sd}^g + \alpha_{sg}^c, d_{sd}^g)$.

当机器人长期无法接收到来自先导的信号时, 转入 Asking 状态, 当到达期望位置时, 转入 Joined 状态.

Joined 状态:

当机器人到达期望位置时, 转入 Joined 状态. 在此状态下, 机器人保持静止, 并不断广播树 T 的信息. 同时机器人广播自身状态和对应于 T 中节点的序号 L_{label} , 格式为:

$\langle \text{Joined}, L_{label} \rangle$

当机器人接收到 Asking 通信包时, 判断 Req-Label 是否为自己的后继. 可能存在多个机器人同时请求一个序号的情况, 此时 Joined 状态的机器人选择其中一个进行回复, 回复格式为:

$\langle \text{Joined}, \text{ReqLabel}, \text{ReqID}, \text{Reply} \rangle$

当接收到 Joining 状态机器人广播的信息, 并且此机器人是自己后继时, 广播指导信息, 内容为自身载体坐标系与全局坐标系的偏差角 α_{pg}^c 和此后继在自身载体坐标系内的位置 P_s^p .

Collision Avoidance 状态:

Collision Avoidance 状态是一个次级状态, 即当机器人由其他状态转入 Collision Avoidance 状态时, 机器人不会改变原状态的通信规则, 只改变运动规则以避免碰撞.

若机器人 i 周围有 k 个机器人, 则根据可定位通信, i 可以获得机器人 j ($j = 1, 2, \dots, k$) 相对于自身载体坐标系的方向 α_j^i 和距离 d_j^i . 当存在

$\cos \alpha_j^i > 0$ 且 $d_j^i > d_t$ 时, 也就是在机器人前方一定距离 d_t 内有其他机器人时, 机器人进入 Collision Avoidance 状态, 否则机器人脱离此状态. 阈值 d_t 的取值通常为机器人直径的 2 ~ 4 倍.

在 Collision Avoidance 状态下机器人将持续原地右转, 直到脱离避碰条件. 通过大量仿真和实际实验验证, 证明这种避碰策略简单有效.

5 实验及分析 (Experiments and analyses)

分别使用仿真平台和实际机器人对所研究方法进行验证. 首先验证所研究的复杂模式形成方法, 然后用无线网络模拟部署实验验证群机器人部署方法的整个流程.

5.1 实验平台

分别使用 Argos 3 仿真平台^[27]和基于 Khepera 机器人的实验平台对所研究方法进行验证.

Argos 3 是一种基于物理模型的仿真平台. 该仿真平台中包含多种机器人模型, 如 footbot、drone 等. 基于 Khepera 机器人的实验平台如图 6 所示, 主要由 Khepera 机器人、Optitrack 系统和 Blabbermouth 系统组成. Optitrack 系统通过机器人上的红外标记获得机器人的位置信息. Blabbermouth 系统作为通信转接点, 接收并转发机器人之间的通信信息, 在此过程中加入机器人的相对位置信息, 使机器人获得可定位通信能力.

使用 Buzz 语言^[23-24], 一种面向集群的编程语言, 实现机器人控制算法. Khepera 机器人内部使用 BzzKh4 软件构建 Buzz 脚本的运行环境, 通过调用机器人固有的 API (应用程序编程接口) 函数控制机器人的运动和通信. 利用 Buzz 语言固有的“邻居”机制实现机器人之间的通信.

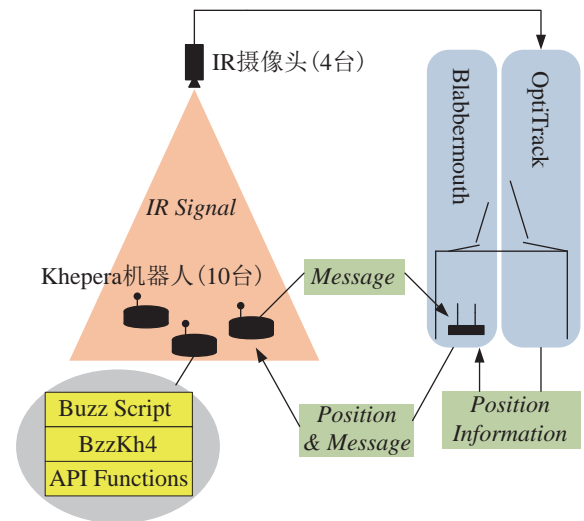


图 6 实验平台示意图
Fig.6 Experiment platform

5.2 群机器人模式形成实验

使用 Argos 3 仿真平台对所研究方法进行验证, 证明所研究方法可以用于集群中机器人数量较多且期望队形复杂的情形. 如图 7、8 所示, 仿真实验中分别验证了复杂几何图形模式和汉字模式. 编队中涉及到的机器人数目均达到 30 个的量级, 且期望队形均比较复杂. 由仿真结果可见上述模式均可以实现.

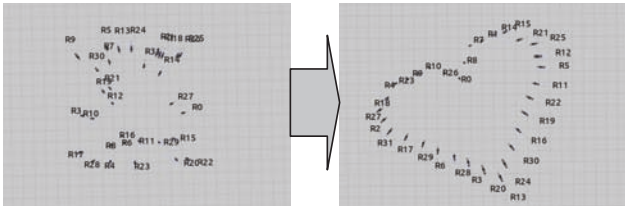


图 7 复杂模式形成仿真实验

Fig.7 Simulation experiment of complex pattern formation

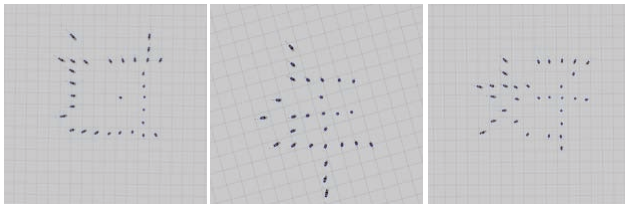


图 8 汉字模式形成仿真实验

Fig.8 Simulation experiment with Chinese characters pattern formation

仿真实验的环境比较理想, 因此使用实际机器人平台对本文提出的方法进行进一步验证. 首先验证对于同一模式, 所研究方法的可重复性. 实验室中共有 10 台 Khepera 机器人, 用一台作为备份, 其余 9 台构成图 2 所示的网格模式. 图 9 所示为实验的起始状态和最终状态.

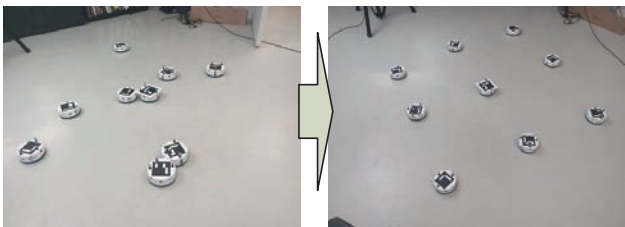


图 9 网格队形实验

Fig.9 Experiment with grid pattern

上述实验重复 10 次, 结果如图 10 所示. 图中菱形标记表示机器人的期望位置, 星形标记为 10 次实验中机器人的实际最终位置. 从图中可见, 10 次实验中机器人均基本能够收敛于期望位置. 为量化分析实验结果, 定义误差率为: $e = (d_{i,j} - d_{i,j}^d) / d_{i,j}^d$, $d_{i,j}$ 表示 i, j 两点的实际距离, $d_{i,j}^d$ 表示 i, j 两点

的期望距离, 则编队误差如图 11 所示. 图中 1~10 分别表示 10 次测试中每次的误差率分布, total 表示 10 次测试误差率合计的分布. 由图中可见, 除个别情况外, 编队误差率基本维持在 6% 以内.

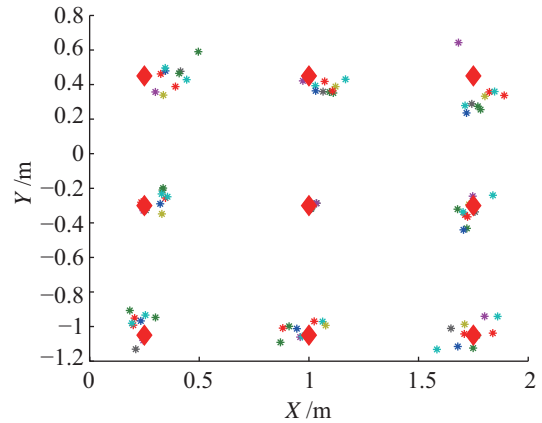


图 10 网格编队实验结果

Fig.10 Experiment results with grid formation

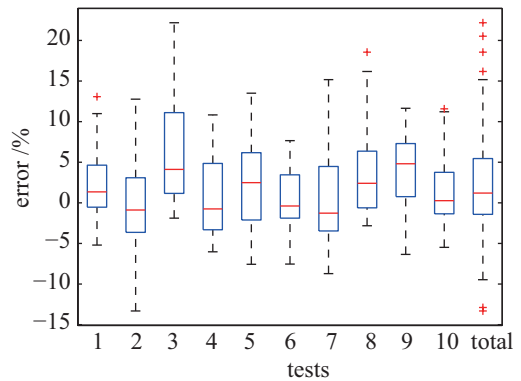


图 11 网格队形编队实验误差

Fig.11 Experiment error of grid shaped formation

上述实验验证了模式形成方法的可重复性. 另外设置一组实验, 检验所研究方法对不同模式的效果. 期望模式为英文字母 S、I、A. 当机器人与期望位置间的距离小于 6 cm 时, 认为到达期望位置. 每个字母重复实验 5 次, 实验结果如图 12、13 所示.

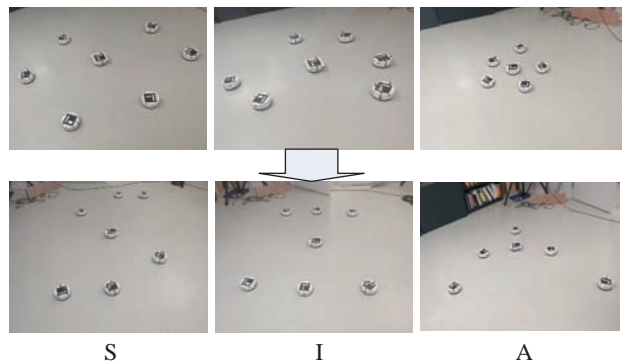


图 12 SIA 模式实验

Fig.12 Experiments of pattern with shapes SIA

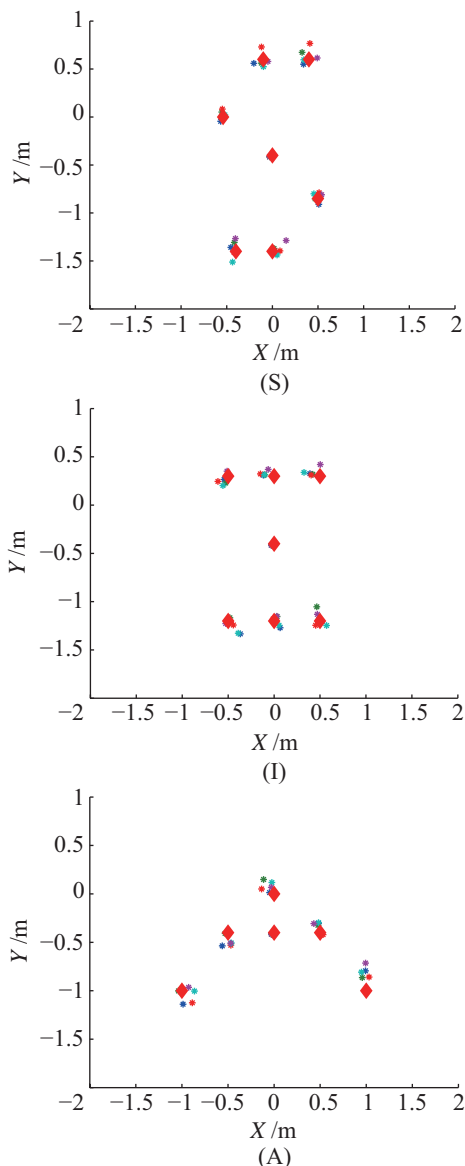


图 13 SIA 模式实验结果

Fig.13 Experiment results of pattern with shapes SIA

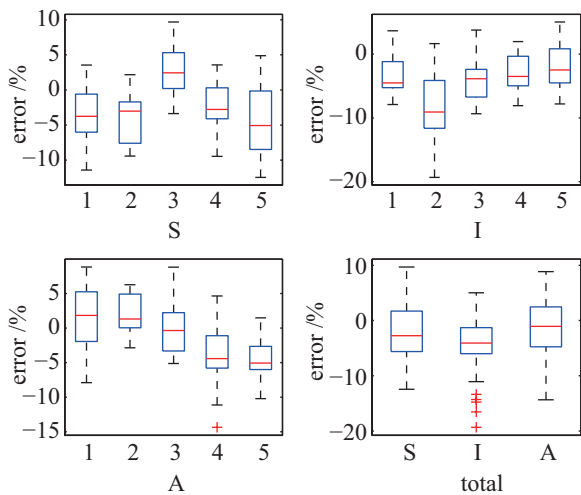


图 14 SIA 模式形成误差

Fig.14 Pattern formation error of shapes SIA

图 13 中菱形标记表示每个机器人的期望位置, 星形标记表示 5 次实验机器人的实际最终位置. 由此可见机器人基本收敛于期望位置. 图 14 所示为编队误差, total 为 3 种队形的误差合计. 可见对于队形 S, 编队误差在 $\pm 6\%$ 以内, 对于队形 I, 编队误差在 $\pm 10\%$ 附近波动, 对于队形 A, 误差在 $\pm 5\%$ 以内. 可见不同期望队形会对编队误差产生影响.

5.3 无线通信网模拟部署实验

本文所研究的方法可以应用于无线传感器网络、无线通信网络的应急部署. 在此通过无线通信网络的模拟部署实验说明此方法的应用. 假设在某次灾后救援过程中, 需要应急部署通信网络为受困群众和救援人员提供通信服务. 使用移动机器人作为无线通信节点, 部署移动机器人建立无线通信网. 由于天气恶劣, 机器人搭载的全局定位设备无法可靠工作, 但机器人之间距离较近, 机器人搭载的可定位通信设备仍可以保证机器人之间进行交互. 假设需要用无线传感器网覆盖面积为 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 的矩形区域, 每个无线传感器节点可以覆盖半径为 1 km 的圆面, 因此一共需要 $(5 \times 5) / (\pi \times 1^2) \approx 8$ 台机器人.

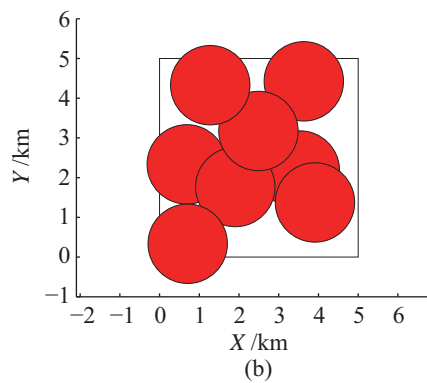
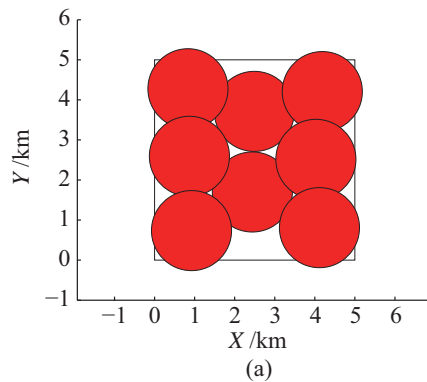


图 15 点云生成

Fig.15 Generation of point cloud

利用 3.1 节介绍的方法进行编码, 并建立目标函数. 分别使用粒子群算法和蝙蝠算法进行寻优.

在同样设定种群大小为 50, 迭代 100 次的条件下, 寻优结果如图 15 所示. 图 15(a) 为利用粒子群算法生成的点云, 图 15(b) 为利用 BA 算法生成的点云. 利用粒子群算法得到的点云未覆盖率为 9.76%, 利用 BA 算法得到的点云未覆盖率为 23.8%. 可见对于此应用, 粒子群算法优于 BA 算法.

利用 3.2 节介绍的方法将点云转化为图模型. 由于实验场地的限制, 进行等比缩小. 基于所得到的图模型, 利用第 4 节介绍的行为规则部署机器人. 机器人从随机位置开始部署 3 次, 结果如图 16、17 所示. 从误差分布可见, 误差约在 $\pm 10\%$ 以内. 证明所研究的方法可以完成此应用背景下的网络部署.

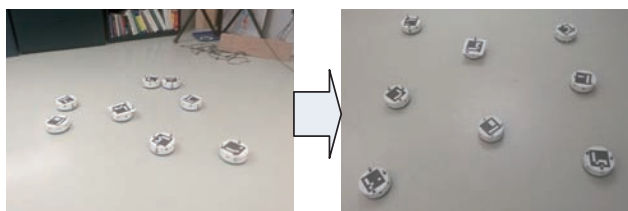


图 16 区域覆盖实验

Fig.16 Region coverage experiment

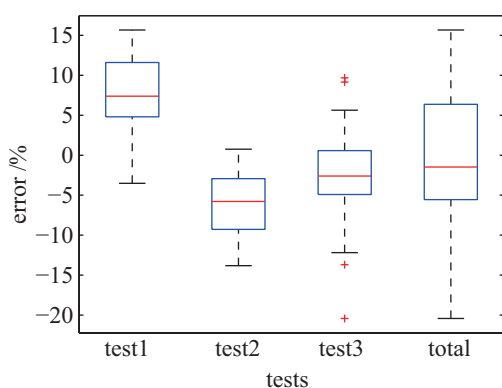


图 17 区域覆盖实验误差

Fig.17 Error of region coverage experiment

6 结论 (Conclusion)

本文研究了一种群机器人部署方法, 可以使用群机器人对目标区域进行持续覆盖. 本方法将机器人部署问题转化为群机器人模式形成问题, 并提出相应的控制规则. 通过仿真实验和实际机器人实验对不同形状的复杂模式进行多次重复实验, 误差可以限制在 10% 以内. 通过无线通信网络模拟部署实验验证了整个方法流程.

有待深入研究的部分是点云生成策略. 本文使用智能优化算法得到可以最优覆盖目标区域的点云. 在寻优过程中, 由于机器人数目固定, 不能保证群机器人完全覆盖目标区域. 更好的方法是寻

优过程中动态调整机器人数目, 以保证机器人能够完全覆盖目标区域. 另外, 本文所研究的方法假设机器人可以在一定位置保持静止. 一些机器人在运行过程中无法在一定位置保持静止, 如固定翼无人机. 因此有必要针对这些类型的机器人研究一种动态区域覆盖方法.

致谢

本文得到中国国家留学基金资助. 感谢加拿大蒙特利尔工学院 MISTLab 实验室提供实验设备, 以及 Beltrame 教授对本研究的指导. 感谢曹燕军博士、Varadharajan 博士在实验过程中的帮助.

参考文献 (References)

- [1] Sahin E. Swarm robotics: From sources of inspiration to domains of application[C]//Workshop on Swarm Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2005:10-20.
- [2] Bayindir L. A review of swarm robotics tasks[J]. Neurocomputing, 2016, 172: 292-321.
- [3] Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, et al. Swarm robotics: A review from the swarm engineering perspective[J]. Swarm Intelligence, 2013, 7(1): 1-41.
- [4] Oh H, Shirazi A R, Sun C, et al. Bio-inspired self-organising multi-robot pattern formation: A review[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 91: 83-100.
- [5] Hazon N, Kaminka G A. Redundancy, efficiency and robustness in multi-robot coverage[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2005: 735-741.
- [6] Li B, Moridian B, Mahmoudian N. Underwater multi-robot persistent area coverage mission planning[C]//MTS/IEEE Oceans Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 6pp.
- [7] Correll N, Martinoli A. Robust distributed coverage using a swarm of miniature robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 379-384.
- [8] Yehoshua R, Agmon N. Multi-robot adversarial coverage[C]//22nd European Conference on Artificial Intelligence. Amsterdam, Netherlands: IOS Press, 2016: 1493-1501.
- [9] Rekleitis I, Lee-Shue V, New A P, et al. Limited communication, multi-robot team based coverage[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 3462-3468.
- [10] Wang Y Y, Liao H M, Hu H Y. Wireless sensor network deployment using an optimized artificial fish swarm algorithm[C]//2012 International Conference on Computer Science and Electronics Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 90-94.
- [11] Ismail W Z W, Abd Manaf S. Study on coverage in wireless sensor network using grid based strategy and particle swarm optimization[C]//IEEE Asia Pacific Conference on Circuit and System. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 1175-1178.
- [12] Aziz N A B A, Mohammed A W, Daya Sagar B S. Particle swarm optimization and Voronoi diagram for wireless sensor networks coverage optimization[C]//2007 International Conference on Intelligent and Advanced Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 961-965.

- [13] Yang Y C, Zhang T X, Yi W, et al. Optimal deployment of multistatic radar system using multi-objective particle swarm optimization[J/OL]. ArXiv, 2016, [2016-05-25]. <https://www.arxiv.org/pdf/1605.07495>.
- [14] Temel S, Unaldi N, Kaynak O. On deployment of wireless sensors on 3-D terrains to maximize sensing coverage by utilizing cat swarm optimization with wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014, 44(1): 111-120.
- [15] Li J Z, Li K J, Zhu W. Improving sensing coverage of wireless sensor networks by employing mobile robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 899-903.
- [16] Arezoumand R, Mashohor S, Marhaban M H. Efficient terrain coverage for deploying wireless sensor nodes on multi-robot system[J]. Intelligent Service Robotics, 2016, 9(2): 163-175.
- [17] Spears D, Kerr W, Spears W. Physics-based robot swarms for coverage problems[J]. International Journal of Intelligent Control and Systems, 2006, 11(3): 124-140.
- [18] Hung P D, Vinh T Q, Ngo T D. Distributed coverage control for networked multi-robot systems in any environments[C]//2016 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1067-1072.
- [19] Sahoo S R, Agarwal A. Guidance of a nonholonomic autonomous agent for coverage applications[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(1): 201-206.
- [20] Batalin M A, Sukhatme G S. Spreading out: A local approach to multi-robot coverage[C]//6th International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems. Tokyo, Japan: Springer, 2002: 373-382.
- [21] Breitenmoser A, Martinoli A. On combining multi-robot coverage and reciprocal collision avoidance[C]//12th International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems. Tokyo, Japan: Springer, 2016: 49-64.
- [22] Manuel Palacios-Gasos J, Montijano E, Sagues C. Multi-robot persistent coverage using branch and bound[C]//American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 5697-5702.
- [23] Pinciroli C, Beltrame G. Buzz: A programming language for robot swarms[J]. IEEE Software, 2016, 33(4): 97-100.
- [24] Pinciroli C, Beltrame G. Buzz: An extensible programming language for heterogeneous swarm robotics[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 3794-3800.
- [25] Stoy K. Using situated communication in distributed autonomous mobile robotics[C]//7th Scandinavian Conference on Artificial Intelligence. Amsterdam, Netherlands: IOS Press, 2001: 44-52.
- [26] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[C]//International Workshop on Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization. Berlin, Germany: Springer, 2010: 65-74.
- [27] Pinciroli C, Trianni V, O'Grady R, et al. ARGoS: A modular, parallel, multi-engine simulator for multi-robot systems[J]. Swarm Intelligence, 2012, 6(4): 271-295.

作者简介:

李冠男 (1990 -), 男, 博士生. 研究领域: 群机器人模式形成, 群机器人组网, 多机器人协同控制.

董凌艳 (1992 -), 女, 博士生. 研究领域: 水面无人船运动控制, AUV 控制系统, AUV 水下对接.

徐红丽 (1978 -), 女, 博士, 研究员. 研究领域: UUV 及 USV 实时避碰方法, 多水下机器人协同控制, 机器人自主性及其标准.