

## 湍流环境中多弱感知机器人气味源搜索算法

张思齐<sup>1,2</sup>, 徐德民<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学航海学院, 西安 710072; 2. 巴斯德研究所, 巴黎 75015)

**摘要:** 针对湍流环境中机器人空间感知能力的不足, 提出一种多弱感知机器人气味源搜索算法. 该算法建立了气味源位置概率分布的近似表达式, 机器人通过自由能最小化获得移动方向. 各机器人之间通过共享位置信息实现协同, 通过设定内部温度达到搜索过程中探索和利用的平衡. 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

**关键词:** 气味源搜索; 多机器人; 湍流环境; 搜索算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Odor source search employing multi-robots with limited perception in turbulence environments

ZHANG Si-qi<sup>1,2</sup>, XU De-min<sup>1</sup>

(1. College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Institute Pasteur, Paris 75015, France. Correspondent: ZHANG Si-qi, E-mail: zhangsiqi701@gmail.com)

**Abstract:** An odor source search algorithm employing multi-robots with limited space perception in a turbulence environment is presented. In this algorithm, an approximate expression of the inferred position of the odor source is established, and the moving directions of robots are given by minimization of a free energy separately. The robots are coordinated with sharing their path each other. An internal temperature allows active control on the exploration/exploitation balance during the search. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** odor source; multi-robotics; turbulence environments; search algorithm

### 0 引言

利用机器人进行气味源定位逐渐成为机器人领域的研究热点. 装备有气味传感器的机器人可以在有毒(污染)、易爆易燃等危险与恶劣环境中捕捉环境所需信息, 替代或辅助人类完成危险的任务. 典型应用有: 搜寻爆炸物, 检测毒品, 打捞海底残骸, 灾后搜救遇难者, 检测有毒气体, 保安巡逻, 火灾报警等. Hayes将机器人气味源定位分解为发现气味烟羽, 跟踪气味烟羽和确认气味源3个子任务<sup>[1]</sup>. 气味源定位的难易程度直接取决于环境的复杂程度.

嗅觉作为生物的最原始的感觉功能之一, 在生物漫长的进化过程中已经成为许多动物赖以生存的最重要的手段和基本能力<sup>[2-3]</sup>. 受生物嗅觉的启发, 结合自主移动机器人技术的进步, 越来越多的学者开始使用移动机器人进行气味源定位. 气味源搜索方法可分为3类, 即化学趋向性、风趋向性和信息趋向性<sup>[4-5]</sup>.

在气流不稳定的湍流环境或距离气味源较远的稀疏环境中, 由于没有稳定的浓度梯度, 利用化学趋向性和风趋向性算法的机器人在气味源定位过程中容易陷入局部浓度极大值从而导致搜索任务的失败. 信息趋向性算法利用贝叶斯推理构建气味源位置的概率图, 并利用信息熵作为决策函数可以充分利用复杂湍流环境中的气味信息进行气味源搜索, 但是该算法要求环境信息已知. 机器人如何在空间感知能力有限的情况下进行搜索, 成为一个亟待解决的问题. 单机器人气味源搜索方法扩展能力有限, 且鲁棒性较差. 与单机器人搜索相比, 多机器人协作系统至少具有两大优势: 减少搜索时间和提高系统鲁棒性. 一般地, 多机器人协作系统可以分为集中式和分布式两种, 集中式结构用一个单一的主控机器人来规划, 该机器人具有关于系统活动的所有信息; 而分布式结构的所有机器人在控制中具有平等的地位. 尽管集中式结构可实

收稿日期: 2014-05-07; 修回日期: 2014-07-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51209174, 51311130137); 机器人技术国家重点实验室开放课题(SKLRs-2012-MS-04); 西北工业大学基础研究基金项目(JCY20130113).

作者简介: 张思齐(1989-), 女, 博士生, 从事机器人气味源搜索技术的研究; 徐德民(1937-), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事水下航行器精确制导等研究.

现全局最优,但因考虑到不确定性影响,实际工程应用中人们更偏好分布式结构<sup>[6]</sup>.

本文提出一种湍流环境中的分布式多机器人气味源搜索算法,该算法中机器人缺乏足够的空间感知能力,即无环境地图且无法准确自定位.首先,给出算法采用的气味碎片采样率的计算模型,详细介绍多机器人的搜索机制;然后对该算法进行数值仿真,以验证该算法的有效性.

## 1 气味碎片采样模型

运动中的流体存在着层流和湍流两种流动形态.层流中,各层流体之间互不掺混,流体质点的轨迹是有规则的光滑曲线;而湍流中,各层流体相互掺混,作不规则运动,流场中各种量随时间和空间坐标发生紊乱的变化.实际环境中,大多数流体的流动形态为湍流,其中的气味烟羽无法形成平滑的浓度梯度,而是一个个包含局部浓度最大值的气味碎片.建立环境坐标系  $xoy$ ,将机器人气味传感器发现气味碎片称为气味碎片采样,用  $R_2(\vec{r}|\vec{r}_0)$  表示湍流环境的气味碎片采样率,即机器人在  $\vec{r} = (x, y)$  处时,对  $\vec{r}_0 = (x_0, y_0)$  处的气味源释放的气味碎片的采样率.本文采用如下的烟羽扩散模型<sup>[7-8]</sup>:

$$D\nabla c(\vec{r}|\vec{r}_0) + V\nabla_y c(\vec{r}|\vec{r}_0) - \frac{1}{\tau}c(\vec{r}|\vec{r}_0) = R\delta(\vec{r} - \vec{r}_0), \quad (1)$$

其中:  $R$  为风向沿  $y$  轴负方向气味源的气味释放率,  $D$  为气味碎片有效扩散率,  $\tau$  为气味碎片平均寿命,  $V$  为平均风速,  $\delta$  为脉冲函数.当气味源位于  $\vec{r}_0$  处时,  $\vec{r}$  处气味浓度为  $c(\vec{r}|\vec{r}_0)$ . 式(1)在二维环境下的解析解为

$$c(\vec{r}|\vec{r}_0) = \frac{R}{2\pi D} e^{-\frac{(y-y_0)V}{2D}} K_0 \frac{|\vec{r} - \vec{r}_0|}{\lambda}. \quad (2)$$

其中:  $K_0$  为零阶修正第2类贝塞尔函数,  $|\vec{r} - \vec{r}_0|$  为机器人当前位置与气味源所在处两点间的实际距离,而  $y - y_0$  则是该两点在  $y$  轴方向上的距离.

进而得到气味碎片的采样率

$$R_2(\vec{r}|\vec{r}_0) = \frac{R}{\ln \frac{\lambda}{a}} e^{-\frac{(y-y_0)V}{2D}} K_0 \frac{|\vec{r} - \vec{r}_0|}{\lambda}. \quad (3)$$

其中:  $a$  为球形搜索者的半径,特征长度  $\lambda = \left( D\tau / \left( 1 + \frac{V^2\tau}{4D} \right) \right)^{1/2}$  表示气味碎片从气味源发出到消失所经历的平均长度.式(3)还定义了本文二维环境中时间

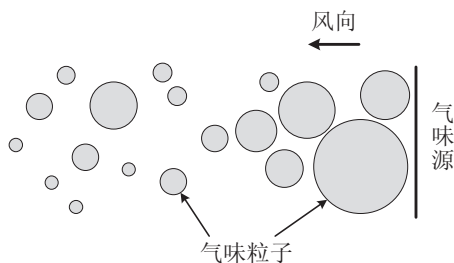


图1 气味碎片采样率模型

的自然单位  $\ln(\lambda/a)/R$ . 时间和长度的单位由系统的物理常数确定,它们与系统描述无关<sup>[5]</sup>. 由式(1)构建的采样率模型,从微观角度看是由被无气味的空隙间隔开的气味碎片组成的,如图1所示.

## 2 弱感知机器人搜索机制

弱感知机器人搜索算法是本文研究的多机器人搜索算法的基础<sup>[9]</sup>. 它基于气味源位置分布概率的推理和自由能的计算,通过设定内部温度的值,能主动控制搜索过程中探索和利用两者的平衡.

机器人的感知能力有两方面含义,首先气味碎片的采样率是一个基于机器人当前位置与气味源位置之间距离的函数;其次机器人依据其在移动过程中对气味碎片采样情况的统计,推理出气味源位置.因此,具有良好感知能力的机器人可以直接通过贝叶斯推理构建出气味源位置的概率地图<sup>[10]</sup>. 弱感知搜索算法模拟了复杂多变环境中对空间感知能力有限的昆虫的搜索行为.利用该算法的机器人空间处理能力有限,且无法得到正确的环境模型,因此不能直接利用贝叶斯推理对路径  $\Theta_t$  中包含的信息进行解码<sup>[10-11]</sup>. 为了尽可能利用捕捉到的气味源的信息,需要把有气味采样和没有气味采样的信息分开,用  $D(\vec{r}_0|\Theta_t)$  和  $N(\vec{r}_0|\Theta_t)$  分别表示采样项和非采样项.将气味源位置的概率映射至标准化形式,并针对其中的采样项和非采样项分别进行近似简化(假设  $\Delta t = 1$ ),以保证在搜索过程中能够快速计算和更新,即

$$P_t(\vec{r}_0|\Theta_t) = \frac{\prod_{i=1}^G [R(\vec{r}_0|\vec{r}_{t_i})\Delta t] e^{-\int_0^t dt' R(\vec{r}_0|\vec{r}_{t'})}}{Z_t} = \frac{D(\vec{r}_0|\Theta_t)N(\vec{r}_0|\Theta_t)}{Z_t} \approx \frac{e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_G|^2}{\lambda_G^2}} \left( 1 - \frac{1}{N_M} \sum_{j=N_t - N_M}^{N_t} e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_j|^2}{\lambda_u^2}} \right)}{Z_t}. \quad (4)$$

用  $P_t^M(\vec{r}_0|\Theta_t)$  表示该近似表达式,有

$$P_t^M(\vec{r}_0|\Theta_t) = \frac{e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_G|^2}{\lambda_G^2}} \left( 1 - \frac{1}{N_M} \sum_{j=N_t - N_M}^{N_t} e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_j|^2}{\lambda_u^2}} \right)}{Z_t}. \quad (5)$$

其中:  $\Theta_t$  为机器人移动路径;  $t_i$  ( $i = 1, 2, \dots, G$ ) 为机器人采样到气味碎片的时刻;  $G$  为采样到气味碎片的总数;  $\Delta t$  为采样气味碎片的时间间隔; 归一化常数

$$Z_t = \int d\vec{r}_0 \prod_{i=1}^G [R(\vec{r}_0|\vec{r}_{t_i})\Delta t] e^{-\int_0^t dt' R(\vec{r}_0|\vec{r}_{t'})};$$

$\vec{r}_G$  为所有气味碎片采样位置的阻尼中心,风向为  $y$  轴负方向时,有

$$\vec{r}_G = (x_G, y_G) = \left( \frac{\sum_{i=1}^G \gamma(V)^{G-i} x(t_i)}{\sum_{i=1}^G \gamma(V)^{G-i}}, y(t_G) \right),$$

$\gamma < 1$ ;  $\lambda_G$  为用以近似采样到气味碎片的高斯参数;  $\vec{r}_j$  为所有没有采样到气味碎片的位置;  $\lambda_u$  为用以近似没有采样到气味碎片的高斯参数;  $N_t$  为  $\theta_t$  上的全部位置数;  $N_M$  为内存中存储的位置数.

下面需要选择合适的决策函数, 该函数必须基于  $P_t^M(\vec{r}_0|\theta_t)$ , 使气味源位置概率的不确定度不断减小. 弱感知机器人搜索机制采用自由能  $F_t$  进行决策, 即

$$F_t = W_t + TS_t = \iint_A d\vec{r}_0 P_t^M(\vec{r}_0|\theta_t^1, \theta_t^2, \dots, \theta_t^s) - T \iint d\vec{r}_0 [P_t^M(\vec{r}_0|\theta_t^1, \theta_t^2, \dots, \theta_t^s) \times \log P_t^M(\vec{r}_0|\theta_t^1, \theta_t^2, \dots, \theta_t^s)]. \quad (6)$$

其中:  $W_t$  为用以做功的能,  $S_t$  为香农熵,  $T$  为内部温度, 用以控制  $W_t$  与  $S_t$  的权重<sup>[9]</sup>. 积分区域  $A$  定义为  $|\vec{r}_0 - \vec{r}_G| \leq \lambda/2$ . 有关式中各项在探索和利用平衡中的作用, 将在后文中进行详细讨论.

$t$  时刻, 机器人从当前位置  $\vec{r}_t$  向相邻位置  $\vec{r}_{t+dt}$  移动时, 自由能可能的变化量为

$$\Delta F_t(\vec{r}_t \rightarrow \vec{r}_{t+dt}|\theta_t) = [1 - F_t(\theta_t)] P_t^M(\vec{r}_{t+dt}) + (1 - P_t^M(\vec{r}_{t+dt})) [\rho_0(\vec{r}_{t+dt}) \Delta F_t^0(\theta_t) + \rho_1(\vec{r}_{t+dt}) \Delta F_t^1(\theta_t)]. \quad (7)$$

其中:  $P_t^M(\vec{r}_{t+dt})$  为气味源位于  $\vec{r}_{t+dt}$  的概率,  $F_t(\theta_t)$  为  $t$  时刻机器人的自由能,  $F_{t+dt}(\theta_t) = 1$  表示机器人发现气味源,  $1 - P_t^M(\vec{r}_{t+dt})$  为气味源不在  $\vec{r}_{t+dt}$  处但发生了  $i$  次采样的概率,  $\Delta F_t^i(\theta_t)$  为发生了  $i$  次采样时自由能可能发生的变化. 自由能可能的变化量可以一直求解, 直到机器人发现气味源.

泊松检测模型为  $\rho_i(\vec{r}) = \frac{h(\vec{r})^i}{i!} e^{-h(\vec{r})}$ , 其中期望平均采样率  $h \equiv \int P_t^M(\vec{r}_0) R(\vec{r}|\vec{r}_0) d\vec{r}_0$ ,  $R(\vec{r}|\vec{r}_0)$  即为前一节中提到的采样率.

### 3 多弱感知机器人搜索机制

随着机器人制造成本的下降, 多机器人搜索策略正逐渐成为研究热点<sup>[1, 12-15]</sup>. 本节将讨论多弱感知机器人气味源搜索算法, 算法流程如图 2 所示. 采用弱感知搜索机制的机器人之间通过交换路径信息实现协同. 对于拥有  $s$  个机器人的机器人群, 定义

$$\begin{cases} t_{i_1}, i_1 = 1, 2, \dots, G_1, \\ \vdots \\ t_{i_s}, i_s = 1, 2, \dots, G_s \end{cases} \quad (8)$$

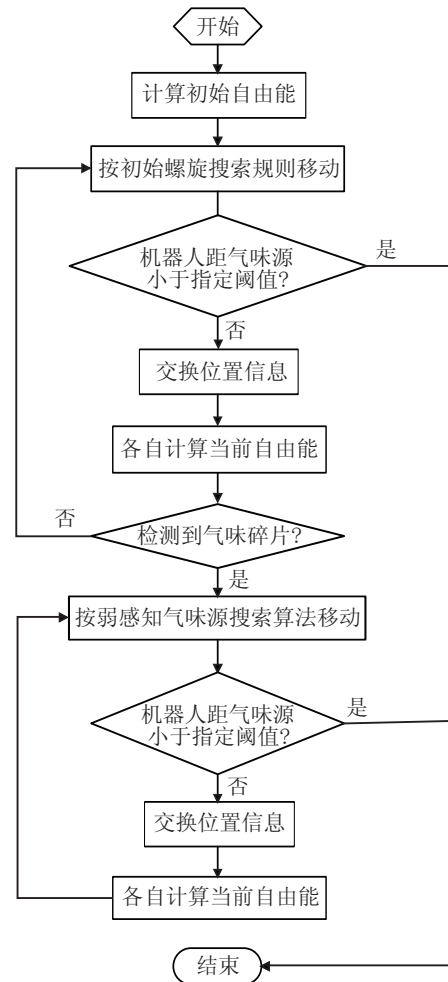


图 2 多弱感知机器人搜索算法流程

分别为第 1 个到第  $s$  个机器人采样到气味碎片的时刻, 且  $G = \sum G_i, i = 1, 2, \dots, s$ ; 而

$$\vec{r}_j = \{\vec{r}_{j_1}, \vec{r}_{j_2}, \dots, \vec{r}_{j_s}\} \quad (9)$$

为所有  $s$  个机器人没有采样到气味碎片的位置.

气味源位置概率分布的近似表达式为

$$P_t^M(\vec{r}_0|\theta_t^1, \theta_t^2, \dots, \theta_t^s) = \frac{e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_G|^2}{\lambda_G^2}} \left( 1 - \frac{1}{N_M} \sum_{j=N_t - N_M}^{N_t} e^{-\frac{|\vec{r}_0 - \vec{r}_j|^2}{\lambda_u^2}} \right)}{Z_t}. \quad (10)$$

其中:  $\theta_t^s$  为第  $s$  个机器人的路径,  $\vec{r}_G$  为所有  $s$  个机器人采样到气味碎片位置的阻尼中心, 同样

$$\vec{r}_G = \left( \frac{\sum_{i=1}^G \gamma(V)^{G-i} x(t_i)}{\sum_{i=1}^G \gamma(V)^{G-i}}, y(t_G) \right), \gamma < 1.$$

归一化常数

$$Z_t = \pi \left( \lambda_G^2 - \frac{\lambda_G^2 \lambda_u^2}{\lambda_G^2 + \lambda_u^2} \sum_{j=N_t - N_M + 1}^{N_t} e^{-\frac{|\vec{r}_G - \vec{r}_j|^2}{\lambda_G^2 + \lambda_u^2}} \right),$$

则在  $t$  时刻, 当第  $s$  个机器人从其当前位置  $\vec{r}_t^s$  向相邻位置  $\vec{r}_{t+dt}^s$  移动时, 其可能的自由能变化量为

$$\begin{aligned} \Delta F_t^s(\bar{r}_t^s \rightarrow \bar{r}_{t+dt}^s | \Theta_t^s) = \\ [1 - F_t^s] P_t^M(\bar{r}_{t+dt}^s) + (1 - \\ P_t^M(\bar{r}_{t+dt}^s)) [\rho_0(\bar{r}_{t+dt}^s) \Delta F_t^{s,0}(\Theta_t^s) + \\ \rho_1(\bar{r}_{t+dt}^s) \Delta F_t^{s,1}(\Theta_t^s)]. \end{aligned} \quad (11)$$

其中:  $P_t^M(\bar{r}_{t+dt}^s)$  为气味源位于  $\bar{r}_{t+dt}^s$  的概率,  $F_t^s$  为  $s$  个机器人在  $t$  时刻的自由能,  $(1 - P_t^M(\bar{r}_{t+dt}^s))$  为气味源不在  $\bar{r}_{t+dt}^s$  处的概率.

## 4 仿真分析

通过两方面的数值仿真,对本文提出的多弱感知机器人气味源搜索算法的性能进行评价.作如下假设:1)机器人的初始位置在半径  $d$  的圆上;2)当多个机器人中的任意一个发现气味源时,搜索结束.

### 4.1 平均搜索时间

用多个无合作弱感知搜索的机器人与本文提出的共享路径信息的多弱感知机器人算法进行对比.

平均搜索时间随初始距离的变化如图3所示.其中图3(a)为无合作的算法,图3(b)为有路径信息共享的算法.群体中机器人的数量从2个到6个.其他仿真参数为:  $\lambda = 30$  a.u.,  $\gamma = 0.8$ ,  $N_M = 750$  和  $T = 1$ .图3中各点数据为20000次仿真的平均值.从图3中可以清楚地看到,共享路径信息的多机器人算法的性能远优于无合作的多机器人搜索算法.

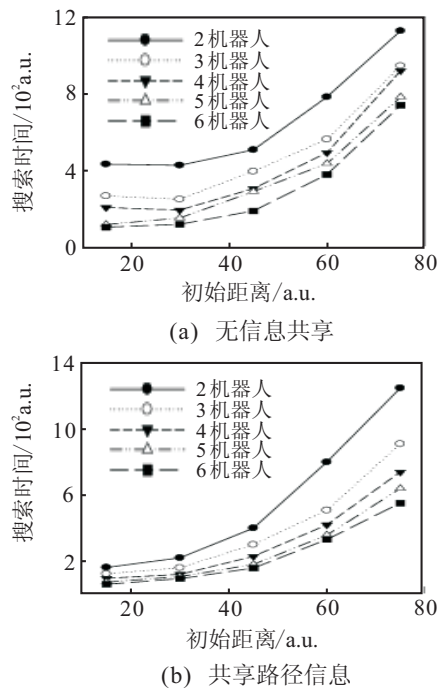


图3 平均搜索时间随初始距离变化曲线

在本文提出的多机器人算法中,虽然仅共享了路径信息,平均搜索时间的减少却十分显著,这对开展多机器人实验很重要.还可以进一步研究机器人仅在相互靠近时才共享信息等情况.

### 4.2 探索和利用的平衡

搜索中对未知信息的探索和对已有信息的利用是搜索算法性能的重要评价<sup>[10,11,16-18]</sup>.两者具有潜在的对立性,这是由于:1)资源是有限的,探索和利用互相争夺资源;2)探索和利用的平衡会被它们的自增强趋势打破;3)探索和利用的机制不同,所以无法同时追求探索和利用.

信息趋向性算法中,气味源位置分布概率  $P_t(\bar{r}_0)$  的推理是可信的,因此可以使用以此为基础的信息熵来控制搜索过程中的探索和利用.而弱感知机器人气味源搜索算法中,由于从  $P_t^M(\bar{r}_0 | \Theta_t)$  中获取的信息仅为部分可信,机器人无法获取自身的准确位置,且检测事件可能与算法中所利用的不相符,对已有信息的利用相对减弱.因此给信息熵  $S_t$  加上  $W_t$  项,以补偿该不足.另外,可以通过设置内部温度  $T$  的值主动调节搜索过程中探索和利用的平衡.在多弱感知机器人气味源搜索算法中,内部温度  $T$  依然可以有效控制探索和利用的平衡.

对于不同数量的机器人,其搜索时间随温度变化的曲线如图4所示.其中图4(a)和图4(b)机器人的初始距离分别为  $d = 30$  a.u. 和  $d = 60$  a.u..其他参数为:  $\lambda = 30$  a.u.,  $\gamma = 0.8$  和  $N_M = 750$ .图4中各点数据为20000次仿真的平均值.可以看出,当  $T > 0.5$  时,搜索时间趋于稳定,即达到探索和利用的平衡.

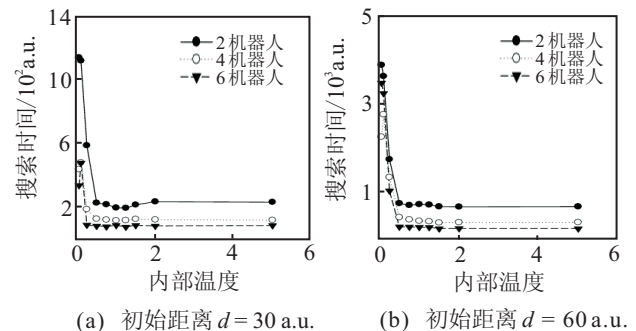


图4 平均搜索时间随温度变化曲线

总而言之,机器人群体间由共享路径信息而发生的交互,允许机器人通过特定大小的步幅探索空间,而该步幅大小与待探索领域的相关长度相当.此外,当机器人收集到足够的信息,并准确定位了气味源时,群体交互会使机器人朝着气味源汇聚.对于两个以上的机器人群体,该模式会更加复杂,如图5所示.图5中,气味源位于圆心位置,机器人搜索的起点随机分布于半径  $d = 90$  a.u. 的圆上.其他参数为:  $R = 1$ ,  $\tau = 900$  a.u.,  $D = 1$  a.u. 和  $T = 1$ .多弱感知机器人搜索算法中,起始阶段,所有机器人进行螺旋移动;一旦群体中任意一机器人检测到气味碎片,所有机器人即进入弱感知机器人搜索阶段.例如,机器人群在  $t = 197$  时

刻第1次检测到气味碎片,即起始阶段此刻结束. 确定这些群体运动轨迹的几何形状合适的数量特征是一个开放的问题,有待于进一步研究.

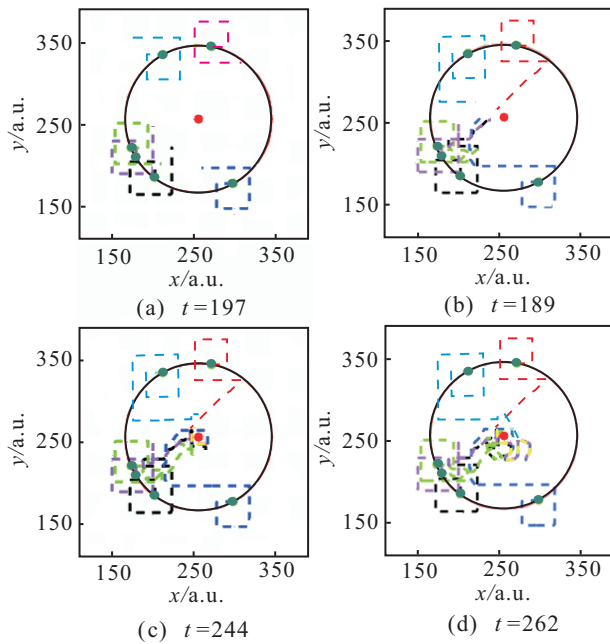


图5 6个机器人的搜索路径示例

## 5 结论

本文研究了湍流环境中机器人空间感知能力不足情况下的气味源搜索问题,提出了一种多弱感知机器人气味源搜索算法.各机器人之间通过共享位置信息实现协同,各机器人自身通过自由能最小化获得移动方向.而搜索过程中探索和利用的平衡,则通过设定内部温度的值进行主动控制.由仿真实验可知,该算法可以有效解决湍流环境中机器人空间感知能力不足情况下的气味源搜索问题,其性能远优于无共享信息的多机器人搜索方法.

## 参考文献(References)

- [1] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization[J]. IEEE Sensors J, 2002, 2(3): 260-271.
- [2] Mafra-Neto A, Carde R T. Fine-scale structure of pheromone plumes modulates upwind orientation of flying moths[J]. Nature, 1994, 369(6497): 142-144.
- [3] Atema J. Eddy chemotaxis and odor landscapes: Exploration of nature with animal sensors[J]. Biological Bulletin, 1996, 191(1): 129-138.
- [4] Zhang S, Xu D. A survey of biologically inspired chemical plume tracking strategies for single robot in 2-D turbulence dominated flow environments[C]. Proc of the 2011 IEEE/SICE Int Symposium on System Integration. Kyoto: IEEE, 2011: 348-353.
- [5] 张思齐,崔荣鑫,徐德民. 稀疏环境中信息趋向性搜索算法性能分析[J]. 机器人, 2013, 35(4): 432-438. (Zhang S Q, Cui R X, Xu D M. Performance analysis of infotaxis algorithm in dilute environment[J]. Robot, 2013, 35(4): 432-438.)
- [6] 谭民,王硕,曹志强. 多机器人系统[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 27-47. (Tan M, Wang S, Cao Z Q. Multi-robot systems[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 27-47.)
- [7] Shraiman B I, Siggia E D. Scalar turbulence[J]. Nature, 2000, 405(6787): 639-646.
- [8] Falkovich G, Gawedzki K, Vergassola M. Particles and fields in fluid turbulence[J]. Reviews of Modern Physics, 2001, 73(4): 913.
- [9] Masson J B. Olfactory searches with limited space perception[J]. Proc of the National Academy of Sciences, 2013, 110(28): 11261-11266.
- [10] Vergassola M, Villermaux E, Shraiman B I. 'Infotaxis' as a strategy for searching without gradients[J]. Nature, 2007, 445(7126): 406-409.
- [11] MacKay D J C. Information theory, inference and learning algorithms[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 457-466.
- [12] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Swarm robotic odor localization: Off-line optimization and validation with real robots[J]. Robotica, 2003, 21(4): 427-441.
- [13] Li Z, Deng S, Su C Y, et al. Decentralised adaptive control of cooperating Robotic manipulators with disturbance observers[J]. IET Control Theory and Applications, 2014, 8(7): 515-521.
- [14] Li Z, Yang C, Tang Y. Decentralised adaptive fuzzy control of coordinated multiple mobile manipulators interacting with non-rigid environments[J]. IET Control Theory and Applications, 2013, 7(3): 397-410.
- [15] Varga M, Piskovic Z, Bogdan S, et al. Multi-agent swarm based localization of hazardous events[J]. Control and Intelligent Systems, 2012, 40(1): 49-56.
- [16] Barto A G. Reinforcement learning: An introduction[M]. Massachusetts: MIT Press, 1998: 275-279.
- [17] Barbieri C, Cocco S, Monasson R. On the trajectories and performance of Infotaxis, an information-based greedy search algorithm[J]. Europhysics Letters, 2011, 94(2): 20005.
- [18] Masson J B, Bechet M B, Vergassola M. Chasing information to search in random environments[J]. J of Physics A: Mathematical and Theoretical, 2009, 42(43): 434009.

(责任编辑: 孙艺红)