

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201208022

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130409.1436.006.html>

复杂环境下多机器人觅食路径规划与控制

杨茂¹, 田彦涛²

(1. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130025)

摘要:针对多机器人系统领域中复杂环境下的稳定协同觅食问题,利用粒子群优化算法规划出多机器人中心位置在相应目标下的最优光滑路径.在此基础上设计了相应的分布式控制策略,并对该控制策略下多机器人系统运动的稳定性和内聚性进行了分析,证明了群体内部平均动能能够收敛至给定值,进而保证了多机器人系统运动规模的可控性,且不发生碰撞.仿真试验结果表明,在该控制策略下,多机器人系统能够在复杂的环境下有效地实现稳定觅食行为.

关键词:多机器人;分布式控制;觅食;路径规划;内聚性

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)02-0162-06

Foraging path planning and control for multi-robot in complex environment

YANG Mao¹, TIAN Yantao²

(1. Electrical Engineering College, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China; 2. School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China)

Abstract: Aiming at the stable cooperative foraging problems of the multi-robot system in complex environments, the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was adopted in this paper to plan an optimal smooth path of the center of multi-robot system in corresponding objects. In order to plan an optimal smooth path of the center of multi-robot system in corresponding objects, it was necessary to examine the system in great detail. And on this basis, a corresponding distributed controller was designed, and a stabilization and cohesion analysis of the multi-robot moving was performed. The control strategy, proved the swarm internal average kinetic energy did converge to the given value, and the multi-robot system moving scale was under control, indicating no collisions. Experiments have been completed and verified the designed controller. The results show that the proposed controller enables the multi-robot system to reach a stable foraging behavior in complex environments.

Keywords: multi-robot; decentralized control; foraging; path planning; cohesion

群体觅食行为是自然界中常见现象之一,与个体独立觅食相比较,群体觅食行为可以获得更大的生存几率及更高的效率.多机器人系统的研究受自然界中群体智能行为的启发,并取得了丰富的研究成果^[1-8].为了描述群体觅食任务,研究人员分别从宏观和微观2个方面建立了数学模型.在宏观方面以特定状态下机器人的数量或密度为研究对象,例如 Lerman 等^[9]在满足马尔可夫性(或半马尔可夫

性)的条件下建立了多机器人系统群体觅食的宏观数学模型.在微观方面以系统中个体的受力及状态为研究对象,例如 Tanner 等^[10]从控制理论的角度对自然界中的集群现象做出了理论解释,并运用代数图论、非光滑分析等数学工具提出了一类基于局部信息交互的分布式控制策略,并证明了在此控制策略下群体速度收敛到同一值. Olfati-Saber 等^[11]采用了平滑的势能函数,提出了一个局部控制策略使得群体形成稳定的集群运动. Gazi 等^[12]建立了基于个体的连续时间群体聚集模型,并分析了控制策略下系统的稳定性,群体在有限的时间内实现收敛,并

收稿日期:2012-08-16. 网络出版日期:2013-04-09.

基金项目:东北电力大学博士基金资助项目(BSJXM-201016).

通信作者:杨茂. E-mail: yangmao820@yahoo.com.cn.

给出了基于模型参数的内聚性分析. Liu 等^[13]考虑了噪声环境下多机器人系统的稳定觅食控制策略. 但以上问题的研究都是在外部环境相对简单的基础上展开的.

针对于复杂环境下的多机器人系统觅食任务, 本文从路径规划及内聚性控制 2 个方面进行了研究, 首先利用粒子群优化算法规划出安全且高效的光滑路径, 在此基础上使群体中心跟踪该路径, 并设计基于内部平均动能的分布式控制策略保证群体的内聚性, 来实现避障. 最后利用仿真试验验证上述控制策略的可行性.

1 路径规划

路径规划是移动机器人系统研究的主要问题之一. 觅食任务实际上是多机器人系统的一种路径规划问题.

1.1 任务描述

觅食任务可以表述为多机器人系统利用分布式感知能力及数量优势, 从指定的初始位置到达指定的最终位置, 避开环境中的障碍物, 实现安全可靠的觅食行为策略. 为了保证多机器人系统中所有个体运动的安全性, 需要事先进行群体中心位置的路径规划.

1.2 基于粒子群优化算法的路径规划

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种经典的智能优化算法, 其思想源于对鸟类捕食行为的研究. 在 PSO 算法中, 可行域中的每个可行解为一个粒子, 每个粒子都对应一个适应值. 首先初始化种群, 每个粒子在解空间中运动, 并经过特定的迭代算法搜索最优解. 标准的粒子群优化算法数学表示如下.

设解空间的维数为 D , 粒子的个数为 n , 第 i 个粒子位置表示为 $\mathbf{X}_i = [x_{i_1} \ x_{i_2} \ \dots \ x_{i_D}]$, 第 i 个粒子到目前为止搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_i = [P_{i_1} \ P_{i_2} \ \dots \ P_{i_n}]$, 整个粒子群到目前为止搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_g = [P_{g_1} \ P_{g_2} \ \dots \ P_{g_D}]$, 第 i 个粒子的速度为 $\mathbf{V}_i = [V_{i_1} \ V_{i_2} \ \dots \ V_{i_D}]$. 每个粒子的速度和位置按如下公式进行更新:

$$\begin{aligned} V_{i_d}(t+1) &= \omega V_{i_d}(t) + c_1 r_{1_j}(t)(P_{i_d} - x_{i_d}) + c_2 r_{2_j}(t)(P_{g_d} - x_{i_d}), \\ X_{i_d}(t+1) &= x_{i_d}(t) + V_{i_d}(t+1), \\ 1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D. \end{aligned}$$

式中: c_1, c_2 为加速系数, $r_{1_j}(t), r_{2_j}(t) \sim U(0, 1)$ 为惯性权重, ω 是用来平衡搜索与利用之间的关系.

首先将机器人运动空间离散化, 采用三次样条曲线作为基本参考轨迹, 将基本参考轨迹依次按一定规律连接起来构成最终的参考轨迹.

因此, 在二维空间中, 路径规划问题可以看作三次样条空间中搜索最优参数所对应的参考轨迹问题.

这里采用 Ferguson 样条作为基本参考轨迹, 即

$$r(t) = (x(t), y(t)) =$$

$$P_0 f_1(t) + P_1 f_2(t) + P'_0 f_3(t) + P'_1 f_4(t).$$

式中: P_0, P'_0, P_1, P'_1 为样条参数向量, $f_1(t), f_2(t), f_3(t), f_4(t)$ 为三次多项式.

2 个基本样条连接时要求前一个样条的终点及其切向量等于其相连接样条的起点及其切向量.

$$\begin{cases} f_1(t) = 2t^3 - 3t^2 + 1, \\ f_2(t) = -2t^3 + 3t^2, \\ f_3(t) = t^3 - 2t^2 + t, \\ f_4(t) = t^3 - t^2. \end{cases}$$

此时待优化样条系数构成粒子, 其结构如图 1 所示.

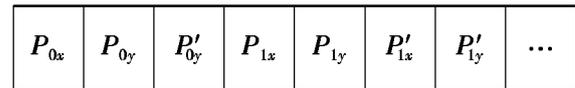


图 1 粒子的结构

Fig. 1 The structure of the particles

适应度函数的设置考虑 2 个方面, 一方面是要要求机器人运动的安全性: 令 D_{safe} 为安全距离, 其设置方式在后面分布式控制中有具体说明.

$$f_1 = \begin{cases} 1, & D_{safe} < d_{min}; \\ \exp\left(\frac{D_{safe} + 1}{d_{min} + 1}\right), & 0 < d_{min} \leq D_{safe}. \end{cases}$$

式中: $d_{min} = \min_{a \in 0} \min_{t \in [0, 1]} \sqrt{(x(t) - o_x)^2 + (y(t) - o_y)^2}$, o 为障碍物集合. 另一方面要求距离最优化,

$$f_2 = l/l_{min}.$$

式中: l_{min} 为欧式空间中起点和终点的直线距离,

$$l = \int_0^1 \sqrt{(x'(t))^2 + (y'(t))^2} dt.$$

最终的适应度函数 f 定义为 $f = f_1 + f_2$.

2 数学模型

2.1 个体数学模型

假设 1 多机器人之间的通信不存在时滞, 每个机器人为质点.

考虑在二维空间中, 多机器人系统由 N 个个体组成, 假设每个个体的质量为 m_i . 个体的位置表示为 $\mathbf{x}^i = [x_i^1 \ x_i^2]$, $i = 1, 2, \dots, N$, 则个体的速度为 $\mathbf{v}^i = [v_i^1 \ v_i^2]$.

对于群体中的每个个体,其数学模型为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}^i = \mathbf{v}^i, \\ m_i \dot{\mathbf{v}}^i = \mathbf{u}_i - b\mathbf{v}^i. \end{cases}$$

为了分析系统运动的稳定性及安全距离,需定义群体中心.

定义 1 群体的中心位置和平均速度定义为

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i \mathbf{x}^i}{\sum_{i=1}^N m_i}, \bar{\mathbf{v}} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i \mathbf{v}^i}{\sum_{i=1}^N m_i}.$$

特别地,对于同构机器人,有 $m_i = m$,故有

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}^i / N, \bar{\mathbf{v}} = \sum_{i=1}^N \mathbf{v}^i / N.$$

2.2 群体系统能量分类

在多机器人系统中可以将能量划分为多种形式,例如群体吸引排斥势能、群体总的动能和群体平均动能等. 群体吸引排斥势能的形式为

$$J(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N [J_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) - J_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|)]. \quad (1)$$

式中: J_a 和 J_r 分别为吸引势能和排斥势能. 并假设存在函数 $g_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|)$ 和 $g_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|)$ 使得 $\nabla J_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) = g_a(\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j)$, $\nabla J_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) = g_r(\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j)$ 成立.

假设 2 存在一个正数 $\delta > 0$:

$$\begin{aligned} g_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) &\geq g_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|), \\ \|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\| &\geq \delta, \\ g_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) &\leq g_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|), \\ \|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\| &\leq \delta, \\ g_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) &= g_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|), \\ \|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\| &= \delta, \end{aligned}$$

群体总的动能为 $E_k(\mathbf{v}) = \frac{1}{2}(\sum_{i=1}^N m_i) \|\mathbf{v}^i\|^2$,

群体平均动能为 $E_b(\mathbf{y}) = \frac{1}{2}(\sum_{i=1}^N m_i) \|\bar{\mathbf{v}}\|^2$.

定义 2 群体的内部能量定义为

$$U(\mathbf{x}, \mathbf{v}) = [J(\mathbf{x}) + E_k(\mathbf{v}) - E_b(\mathbf{v})] / N. \quad (3)$$

定义 3 群体温度定义为 $T = [E_k(\mathbf{v}) - E_b(\mathbf{v})] / N$.

群体温度是一种特殊的能量形式,刻画了群体中的速度分布情况,并能够实现群体规模的控制. 特别地,还有以下几种等价形式:

$$\begin{aligned} T(\mathbf{v}) &= \frac{m}{2N}(\sum_{i=1}^N \|\mathbf{v}^i\|^2 - N\|\bar{\mathbf{v}}\|^2) = \\ &= \frac{m}{2N^2} \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \|\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j\|^2 \right\}. \end{aligned}$$

对群体温度 $T(\mathbf{v})$ 关于时间求导有

$$\dot{T}(\mathbf{v}) = \phi + \sigma + \psi.$$

式中:

$$\phi = \frac{1}{N} \left\{ \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i^{\text{ext}} \right)^T \bar{\mathbf{v}} \right\} - \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i^{\text{ext}} \right),$$

$$\sigma = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N (\mathbf{u}_i^{\text{in}})^T \bar{\mathbf{v}} \right\},$$

$$\psi = \frac{1}{N} \left\{ \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N b_i \mathbf{v}^i \right) - \sum_{i=1}^N [(\mathbf{v}^i)^T b_i \mathbf{v}^i] \right\}.$$

3 分布式控制器设计及系统分析

3.1 稳定性分析

在多机器人觅食过程中,利用粒子群优化算法规划出群体中心的轨迹,只能够实现群体中心的避障. 为了保证多机器人系统中每个个体均不发生碰撞(包括机器人之间的避障以及机器人和障碍物之间的避障),还应对群体规模实现有效地控制,故提出基于群体温度的分布式控制策略为

$$\mathbf{u}_i^{\text{ext}} = -k_p(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}_d) - k_d(\dot{\bar{\mathbf{x}}} - \dot{\bar{\mathbf{x}}}_d) + \mathbf{u}_i^T$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_d$ 为前一部分中利用 PSO 算法规划出来的群体中心轨迹, $\mathbf{u}_i^T = -\sum_{j=1}^N \beta_{ij}(\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j)$.

$$\begin{aligned} \beta_{ij} &= \frac{(\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j) \chi_{ij}(\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j)}{\|\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j\|^2} + \\ &(\lambda - b/N) \frac{(\|\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j\|^2 - \gamma)}{\|\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j\|^2}, \end{aligned}$$

$$P_{ij} = g_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) - g_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|).$$

定理 1 阻尼环境下,设计分布式控制器 \mathbf{u}_i :

$$\mathbf{u}_i = -k_p(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}_d) - k_d(\dot{\bar{\mathbf{x}}} - \dot{\bar{\mathbf{x}}}_d) + (\mathbf{u}_i^T + \mathbf{u}_i^{\text{in}}) - b\mathbf{v}^i.$$

式中: $\mathbf{u}_i^{\text{in}} = P_{ij}$,则在任意初始状态下,多机器人系统可以在期望的群体温度下实现稳定觅食任务.

证明 由于

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i^T &= -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \beta_{ij}(\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j) = \\ &= -\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N [\beta_{ij}(\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j) + \beta_{ji}(\mathbf{v}^j - \mathbf{v}^i)] = 0. \end{aligned}$$

故 \mathbf{u}_i^T 可以视为 \mathbf{u}_i^{in} 中的一部分,故有

$$\mathbf{u}_i^{\text{ext}} = -k_p(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}_d) - k_d(\dot{\bar{\mathbf{x}}} - \dot{\bar{\mathbf{x}}}_d).$$

进而

$$\phi = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N [(\mathbf{u}_i^{\text{ext}})^T \bar{\mathbf{v}}] - \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i^{\text{ext}} \right) \right\} = 0,$$

$$\sigma = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N [(\mathbf{u}_i^{\text{in}} + \mathbf{u}_i^T)^T \bar{\mathbf{v}}] \right\},$$

$$\psi = \frac{1}{N} \left\{ \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N b_i \mathbf{v}^i \right) - \sum_{i=1}^N [(\mathbf{v}^i)^T b_i \mathbf{v}^i] \right\} =$$

$$\frac{b}{N} \left\{ \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{v}^i \right) - \sum_{i=1}^N [(\mathbf{v}^i)^T \mathbf{v}^i] \right\},$$

$$T(\mathbf{v}) = \sigma + \psi = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N [(\mathbf{u}_i^{\text{in}} + \mathbf{u}_i^T)^T \bar{\mathbf{v}}] \right\} +$$

$$\begin{aligned} & \frac{b}{N} \left\{ \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{v}^i \right) - \sum_{i=1}^N [(\mathbf{v}^i)^T \mathbf{v}^i] \right\} = \\ & \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N [(-\sum_{j=1, j \neq i}^N \mathbf{P}_{ij}(\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j) - \sum_{i=1}^N \beta_{ij}(\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j))^T \mathbf{v}_j] \right\} + \\ & \frac{b}{N} \left\{ \bar{\mathbf{v}}^T \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{v}^i \right) - \sum_{i=1}^N [(\mathbf{v}^i)^T \mathbf{v}^i] \right\} = \\ & -\frac{1}{N} [(\lambda - b/N) \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N (\|\mathbf{v}^i - \mathbf{v}^j\|^2 - \gamma) + \frac{2TN}{m} b] = \\ & -\frac{1}{N} [(\lambda - b/N)T - (\lambda - b/N)N\gamma(N-1)/2 + \frac{2TN}{m} b] = \\ & -\lambda \frac{2N}{m} T - \gamma(N-1)(b/N - \lambda)/2. \end{aligned}$$

也就是 $T(\mathbf{v}) + \lambda \frac{2N}{m} T(\mathbf{v}) + \frac{\gamma(N-1)(b/N - \lambda)}{2} =$

0. 显然对于任意的 $\lambda > 0$, $T(\mathbf{v})$ 是收敛的, 通过 γ 的选取可以使 $T(\mathbf{v})$ 收敛于指定的群体温度值.

3.2 内聚性分析

定理 2 若假设 1、2 成立, 且群体内部能量有界, 即

$$U(\mathbf{x}, \mathbf{v}) \leq C, \quad (3)$$

则群体运动规模有界.

证明

设 $h(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) = J_a(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) - J_r(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|)$, 则由假设 2 显然可知 $h(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|)$ 在 $\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\| = \delta$ 时取全局最小值, 将式(1)、式(2)代入式(3), 可得

$$\sum_{k=1}^{N-1} \sum_{l=k+1}^N [h(\|\mathbf{x}^l - \mathbf{x}^k\|)] \leq [N(C - T)].$$

从而可得

$$\begin{aligned} & h(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) + \\ & \sum_{k=1}^{N-1} \sum_{\substack{l=k+1 \\ (1,k) \neq (i,j)}}^N [h(\|\mathbf{x}^l - \mathbf{x}^k\|)] \leq [N(C - T)]. \end{aligned}$$

由假设 2 可知

$$\sum_{k=1}^{N-1} \sum_{\substack{l=k+1 \\ (1,k) \neq (i,j)}}^N [h(\|\mathbf{x}^l - \mathbf{x}^k\|)] \geq \left[\frac{N(N-1)}{2} - 1 \right] h(\delta).$$

因此有

$$\begin{aligned} & h(\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\|) \leq [N(C - T)] - \\ & 0.5(N^2 - N - 3)h(\delta) \end{aligned}$$

成立.

由假设 2 及隐函数定理可得

$$\|\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j\| \leq h^{-1} \{ [N(C - T)] - 0.5(N^2 - N - 3)h(\delta) \},$$

即群体规模有界.

4 仿真试验与分析

为了验证上述分布式控制器的效果, 在 Matlab (R2008b) 下进行了仿真试验. 试验模拟由 10 个个体组成的多机器人系统在二维空间中运动. 其中个体初始中心位置为 (200, 200); 初始速度在 (0, 1) 内随机获得; 目标中心位置为 (1 400, 1 000); 障碍物为 7 个; 学习因子 $C_1 = C_2 = 2$; 样条个数为 5 个; 最大迭代次数为 100; 迭代步长为 0.02; 迭代终止精度为 10^{-6} . 优化过程如图 2~5 所示.

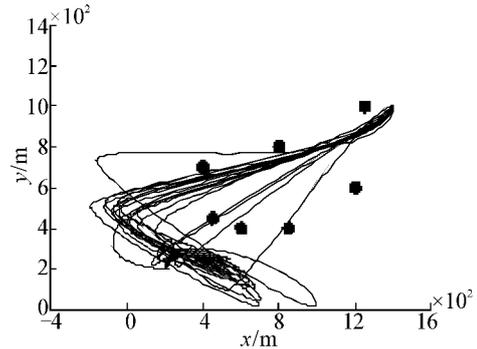


图2 机器人的初始中心轨迹

Fig.2 Initial trajectories of robots' center

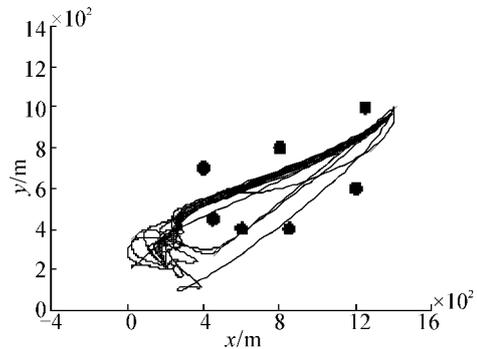


图3 迭代 30 次后机器人中心轨迹

Fig.3 Trajectories of robots' center after 30 iterations

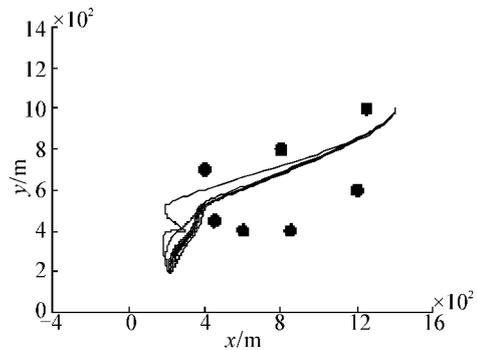


图4 迭代 80 次后机器人中心轨迹

Fig.4 Trajectories of robots' center after 80 iterations

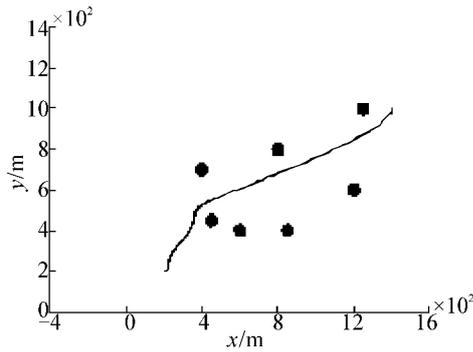


图5 迭代 100 次后机器人中心轨迹
Fig.5 Trajectories of robots' center after 100 iterations

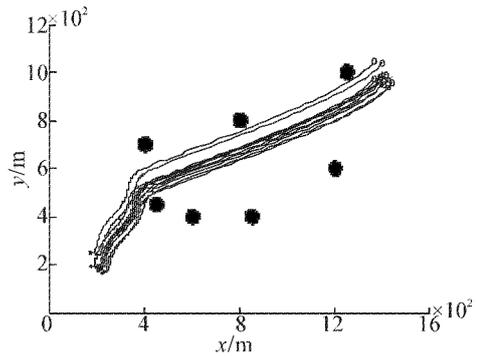


图8 多机器人系统的运动轨迹
Fig.8 Trajectories of multi-robots system

由图 6 可知,当机器人个体接近障碍物时,速度会变慢,实现群体蔽障. 由图 7 可知,当机器人个体接近障碍物时,群体规模变小,实现群体蔽障. 由图 8 知,所有个体在觅食的运动过程中有效地避免和环境中的障碍物发生碰撞,完成了觅食任务.

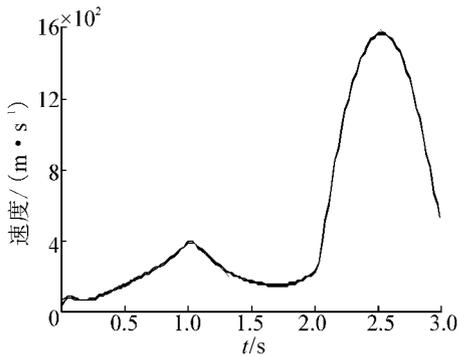


图6 1个机器人的运动速度
Fig.6 One Robots' velocity

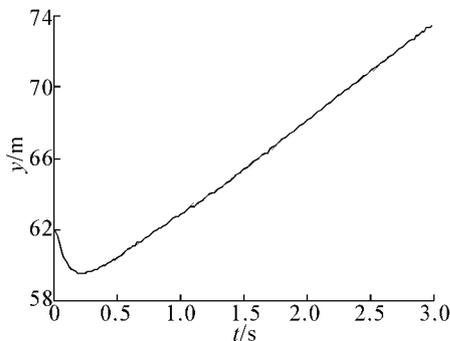


图7 机器人种群规模
Fig.7 Swarm size of robots

5 结束语

本文研究了多机器人系统的觅食行为的分布式控制策略,利用粒子群优化算法优化出安全高效的群体中心位置轨迹,并用 PD 控制策略实现跟踪,并使用基于群体温度的控制策略实现了群体规模的可控性,进而实现了稳定觅食行为. 通过仿真实验验证了控制策略的有效性. 但上述控制策略的信息是在全局交互的前提下实现的,如何实现在局部信息交互下的多机器人系统觅食控制策略的设计,是下一步要进行的研究工作.

参考文献:

[1] SHI Hong, WANG Long, CHU Tianguan, et al. Flocking control of multiple interactive dynamic agents with switching topology via local feedback[J]. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2005, 36(30): 604-613.

[2] GU Dongbing, HU Huosheng. Using fuzzy logic to design separation function in flocking algorithms[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16(4): 826-836.

[3] WANG Zongyao, GU Dongbing. Fuzzy control of distributed flocking system[C]//Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin, China, 2007: 2807-2812.

[4] LI Xiaohai, XIAO Jizong, CAI Zhijun. Stable flocking of swarms using local information[C]//2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. New York, USA, 2005: 3921-3926.

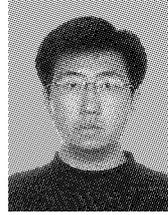
[5] 杨茂,李成风,田彦涛. 群体机器人同步问题的分布式协同控制及优化[J]. 智能系统学报, 2010, 5(3): 247-253.

YANG Mao, LI Chengfeng, TIAN Yantao. Distributed co-adaptive control and optimization for swarm robot synchronization[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2010, 5(3): 247-253.

- [6] 吴宪祥, 郭宝龙, 王娟. 基于粒子群三次样条优化的移动机器人路径规划算法[J]. 机器人, 2009, 31(6): 556-570.
- WU Xianxiang, GUO Baolong, WANG Juan. Mobile robot path planning algorithm based on particle swarm optimization of cubic splines[J]. Robot, 2009, 31(6): 556-570.
- [7] JADBABIE A, LIN J, MORSE A S. Coordination of groups of mobile autonomous agents using nearest neighborhood rules[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(6): 988-1001.
- [8] PEDRAMI R, GORDON B W. Temperature control of energetic swarms[C]//Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin, China, 2007: 2639-2644.
- [9] LERMAN K, MARINOLI A, GALSTYAN A. A review of probabilistic macroscopic models for swarm robotic systems[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 33(42): 143-152.
- [10] TANNER H G, JABABAIE A, PAPPAS G J. Stable flocking of mobile agent, part I: fixed topology[C]//Proceedings of Conference on Decision Control. Maui, Hawaii, USA, 2003: 2010-2015.
- [11] SABER O, MURRAY R M. Consensus seeking in multi-agent systems under dynamically changing interaction topologies[J]. IEEE Transactions on Automation and Control, 2005, 50(5): 655-661.
- [12] GAZI V, PASSINO K M. Stability analysis of social foraging swarm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 539-557.

- [13] LIU Yanfei, PASSINO K M. Stable social foraging swarms in a noisy environment[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(1): 30-44.

作者简介:



杨茂,男,1982年生,讲师,博士. 主要研究方向为群体机器人系统、风电功率预测.



田彦涛,男,1958年生,教授,博士生导师,博士,中国自动化学会理事、中国自动化学会机器人专业委员会常务委员、吉林省自动化学会理事长、吉林省通信学会副理事长、吉林省电机工程学会常务理事、中科院沈阳自动化研究所先进制造技术实验室学术委员会委员、中国自动化学会《机器人》学报编委、《吉林大学学报(信息科学版)》副主编. 主要研究方向为复杂系统建模、优化与控制、分布式智能系统与网络控制. 近5年,完成国家“863”计划项目1项、国家自然科学基金项目1项、吉林省科技发展计划项目3项、国家“863”智能机器人网点实验室基金项目1项;目前,负责承担国家“863”计划项目和国家自然科学基金项目等国家科研项目3项、吉林省科技发展计划重点项目3项. 发表学术论文70余篇,其中被SCI、EI、ISTP检索36篇.