

文章编号: 1001-0920(2005)12-1392-05

## 大规模移动智能群体的建模及联合行为分析

陈世明, 方华京

(华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074)

**摘要:** 提出一种基于个体局部信息的移动智能群体的模型, 该模型的建立仅依靠相互可检测到的个体之间的局部位置信息. 在此模型基础上, 研究了移动智能群体联合趋向目标行为的稳定性问题. 仿真实验表明, 基于局部位置信息的群体模型能够实现群体的联合跟踪全局目标的行为, 同时对群体的规模具有较强的可扩展性.

**关键词:** 群体智能; 移动群体; 稳定性; 可扩展性

**中图分类号:** TP242.6

**文献标识码:** A

## Modeling and Behavior Analysis of Large-scale Social Foraging Swarm

CHEN Shi-ming, FANG Hua-jing

(Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: CHEN Shi-ming, E-mail: chen1977318@163.com)

**Abstract:** A model based on individual local information is proposed for social foraging swarm. The model only relies on the local information between the mutual observable individuals. The stability of social foraging behavior of intelligent swarm is studied. The simulation shows that the stable global social foraging behavior can be achieved easily. Good scalability of the proposed model of social foraging swarm can be obtained.

**Key words:** Swarm intelligence; Social foraging swarm; Stability; Scalability

### 1 引言

长期以来, 生物学家一直致力于生物群体协作行为的理解和建模工作<sup>[1-4]</sup>. 生物群的这种协作行为增强了避免天敌和搜寻食物的能力. 从工程上来说, 这些研究成果可用于多机器人应用、无人驾驶机群等多智能体系统的分布式协调控制和学习策略问题, 其中包括生物群的建模、协调策略的确定以及群体行为动态过程的分析等.

Breder<sup>[1]</sup>是最早应用数学方程来研究鱼类群体行为的学者之一, 他提出一种由引力/斥力函数组成的简单群体模型. Warburton 和 Lazarus<sup>[2]</sup>在此基础上发展了一系列用于表述群体模型的引力/斥力函数. Beni 等<sup>[3,4]</sup>对群体行为的稳定性分析做了很重要的工作. Veyssel Gazi<sup>[5,6]</sup>提出一种基于个体的移

动群体模型, 但模型的不足之处是每个个体需要知道所有其他个体的相对位置, 即需要知道群体分布的全局信息, 这在生物上是不可实现的. 尽管在工程上可通过增加全局定位系统来克服这个不足, 但这势必会增加工程投入, 以及增加通讯需求, 因而极大限制了大规模多智能体系统应用研究的发展. Tanner 等<sup>[7,8]</sup>基于引力/斥力函数模型结合队形控制力作用讨论了群体稳定的联合集聚行为. 文献[9]首先提出一种基于个体局部信息的智能群体模型, 并研究了群体静态集聚行为的稳定性问题. 本文在此基础上提出一种基于个体局部信息的移动智能群体模型, 并研究基于该模型的群体联合针对目标的跟踪行为的稳定性和可扩展性.

收稿日期: 2004-12-17; 修回日期: 2005-03-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(60274014).

作者简介: 陈世明(1977—), 男, 江西九江人, 博士生, 从事大规模群集系统的建模与控制研究; 方华京(1955—), 男, 浙江黄岩人, 教授, 博士生导师, 从事控制系统的故障诊断, 鲁棒控制与容错控制等研究.

## 2 移动智能群体的定义及建模

### 2.1 移动智能群体的定义

细菌、蜜蜂和鸟类经常以群体行动的方式搜索食物, 一组机器人协作完成目标搜索和收集的任务; 合作型网络化无人驾驶自动车群的技术研究也随着军事和商业的需求而发展起来, 这些群体都可称之为“移动智能群体”<sup>[10]</sup>. 从移动智能群体模型的设计要求上来讲, 一方面需要有保持群体集聚在一起的能力, 另一方面也要有对环境所施加的刺激(例如群体所要跟踪的目标物的位置信息)作出适当反应的能力.

### 2.2 移动智能群体的模型

在建立移动智能群体的模型之前, 先给出几个假设和定义

假设 1 同文献[9]中假设 1.

定义 1  $S = \{1, 2, \dots, m\}$  表示所有个体的集合. 个体  $i$  的视线范围内面向目标位置  $x_{goal}$  的正半区域内的所有个体的集合定义为

$$A_i^+ = \left\{ j: \frac{\pi}{2} < \angle(x^i, x^j) - \angle(x^i, x_{goal}) < \frac{3\pi}{2}, j \in S, j \neq i \right\},$$

其中:  $A_i = \{j: \angle(x^i, x^j) \in [\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2}], j \in S\}$ ;  $\angle(x^i, x^j)$  表示向量  $x^i$  与  $x^j$  之间的夹角(选取  $x^i$  为坐标系原点,  $x^i$  指向  $x_{goal}$  的方向为坐标纵轴方向, 沿纵轴顺时针转  $90^\circ$  方向为坐标横轴方向);  $\epsilon$  为个体所能检测到的最远空间距离, 采用 2-范数  $\|x^i - x^j\| = \sqrt{(x^i - x^j)^T(x^i - x^j)}$  表示  $n$  维空间中任意两个坐标点之间的距离, 即由两点形成的向量的长度.

定义 2 个体  $i$  的排斥域定义为

$$R_i = \{j: \rho < \|x^i - x^j\| < r, \forall j \in S, j \neq i\},$$

其中:  $r$  为个体间的斥力作用函数的最大距离,  $\rho$  为个体间的最小安全距离.

定义 3 最小外接圆, 定义同文献[9]中定义 3.

设  $\xi$  为最小外接圆半径.

定义 4 个体可观测链, 定义同文献[9]中定义 4.

在满足上述假设的情况下, 本文提出一种以连续-离散时间表示的基于个体局部信息的移动智能群体模型, 其中: 每个个体  $i$  以离散时间表示的形式在每一采样时刻计算  $A_i^+$  区域内所有个体的最小外接圆圆心位置, 在两个采样时间间隔内则保持该最小外接圆圆心位置不变; 以连续时间表示的形式设计每个个体的位置控制方程, 该控制方程为

$$\dot{x}^i(t) = g_a(x_{goal}, \bar{x}_{io^+}(t)) + g_r(\min_{j \in R_i} \|x^i(t) - x^j(t)\|),$$

$$i = 1, 2, \dots, m. \tag{1}$$

引力/斥力函数的具体形式为

$$g_a(x_{goal}, \bar{x}_{io^+}(t)) = -\sigma_1 a(x^i(t) - \bar{x}_{io^+}(t)) - \sigma_2 A \sigma(x^i(t) - x_{goal}), a > 0, A \sigma > 0; \tag{2}$$

$$\sigma_1 = \begin{cases} 1, & \|x^i(t) - x_{goal}\| > \epsilon \\ 0, & \|x^i(t) - x_{goal}\| \leq \epsilon \end{cases} \tag{3}$$

$$\sigma_2 = \begin{cases} 1, & \|x^i(t) - x_{goal}\| \leq \epsilon \\ 0, & \|x^i(t) - x_{goal}\| > \epsilon \end{cases} \tag{4}$$

$$g_r(\|x^i(t) - x^j(t)\|) = \begin{cases} b \frac{(r - \|x^i(t) - x^j(t)\|)}{(\|x^i(t) - x^j(t)\| - \rho)} (\|x^i(t) - x^j(t)\|), & \|x^i(t) - x^j(t)\| < r; \\ 0, & \|x^i(t) - x^j(t)\| \geq r; \end{cases} \tag{5}$$

其中  $\bar{x}_{io^+} \in R^n$  表示个体  $i$  的  $A_i^+$  区域内所有个体的最小外接圆圆心位置. 引力函数中  $a$  与  $A \sigma$  前面的负号表示个体  $i$  在该引力函数作用下是朝着与局部 ( $\bar{x}_{io^+}$ ) 或全局目标位置 ( $x_{goal}$ ) 距离减小的方向运动. 斥力函数中常数  $b$  的作用是用来调整个体  $i$  在同时受引力和斥力作用时的平衡位置,  $b$  的取值对平衡位置的影响将随后给出分析.

当由  $m$  个个体组成的群体内有部分个体不能互相观测时, 即组成了  $k$  个内部可互相观测的子群体  $S_1, S_2, \dots, S_k$ , 但有个体之间不能通过一条共同的个体可观测链来获得连接. 以  $k = 2$  为例, 分为两个子群体  $S_1$  和  $S_2$  时, 有  $S_1 \cap S_2 = \emptyset$ , 此时群体因为分裂成两个毫无关联的子群体, 其联合集聚的稳定性分析无意义, 因此本文只讨论  $m$  个个体组成的群体内有部分个体不能互相观测, 但所有  $m$  个个体中任意两个个体之间至少有一条共同的个体可观测链的初始分布情况.

## 3 移动智能群体联合跟踪目标行为的稳定性分析

本文的第 1 个结论是关于个体  $i$  的排斥域内无其他个体, 称之为自由个体.

引理 1 假如在时刻  $t$  由模型 (1) 表示的群体中的个体  $i$  是一个自由个体, 其引力/斥力作用函数由式 (2) ~ (5) 表示, 那么有如下结论:

1) 如果个体  $i$  能直接检测到全局目标位置  $x_{goal}$ , 那么在  $t$  时刻该个体会向着目标位置  $x_{goal}$  运动并稳定在以下圆形区域内:  $B_\eta(x_{goal}) = \{x^i: \|x^i - x_{goal}\| \leq \eta\}$ , 其中  $\eta$  为任意正数.

2) 如果个体  $i$  不能直接检测到全局目标位置  $x_{goal}$ , 那么在  $t$  时刻该个体会向着局部目标  $\bar{x}_{io^+}$  运动.

并稳定在以下圆形区域内:  $B_\mu(\bar{x}_{i0+}) = \{x_i: |x_i - \bar{x}_{i0+}| \leq \mu\}$ , 其中  $\mu$  为任意正数

证明 1) 因为个体  $i$  能直接检测到目标位置  $x_{goal}$ , 有  $|x^i(t) - x_{goal}| \leq \epsilon$ , 所以  $\sigma_2 = 1, \sigma_1 = 0$ , 可得  $g_a(x_{goal}, \bar{x}_{i0+}(t)) = -A\sigma(x^i(t) - x_{goal})$ . 取误差变量  $e^i(t) = x^i(t) - x_{goal}$ , 由假设 1 中说明的群体的全局目标位置保持不变, 有  $\dot{x}_{goal} = 0$ , 取能量函数  $V_i(t) = \frac{1}{2}e_i^T(t)e_i(t)$ , 并对其求导

$$\begin{aligned} \dot{V}_i(t) &= (\dot{e}_i(t))^T e_i(t) = \\ & (x^i(t) - x_{goal})^T (\dot{x}^i(t) - \dot{x}_{goal}) = \\ & (x^i(t))^T (\dot{x}^i(t) - \dot{x}_{goal}) = \\ & (-A\sigma(x^i(t) - x_{goal}))^T (x^i(t) - x_{goal}) = \\ & -A\sigma |x^i(t) - x_{goal}|^2 \leq 0 \end{aligned}$$

对于任意正数  $\eta$  当  $|e^i(t)| = |x^i(t) - x_{goal}| \leq \eta$  时, 恒有  $\dot{V}_i(t) < 0$  命题得证

2) 因为个体  $i$  不能直接检测到目标位置  $x_{goal}$ ,  $|x^i(t) - x_{goal}| > \epsilon$ , 所以  $\sigma_1 = 1, \sigma_2 = 0$ , 可得  $g_a(x_{goal}, \bar{x}_{i0+}(t)) = -a(x^i(t) - \bar{x}_{i0+}(t))$ . 取误差变量  $e^i(t) = x^i(t) - \bar{x}_{i0+}$ , 由群体模型 (1) 的定义, 在求解个体的位置控制方程过程中, 任意两个采样间隔内最小外接圆的圆心位置保持不变, 有  $\dot{\bar{x}}_{i0+}(t) = 0$  同样, 取能量函数  $V_i(t) = \frac{1}{2}e_i^T(t)e_i(t)$ , 并对其求导, 有

$$\begin{aligned} \dot{V}_i(t) &= (\dot{e}_i(t))^T e_i(t) = \\ & (x^i(t) - \bar{x}_{i0+}(t))^T (\dot{x}^i(t) - \dot{\bar{x}}_{i0+}(t)) = \\ & -a |x^i(t) - \bar{x}_{i0+}|^2 \leq 0 \end{aligned}$$

对于任意正数  $\mu$ , 当  $|e^i(t)| = |x^i(t) - \bar{x}_{i0+}| \leq \mu$  时, 恒有  $\dot{V}_i(t) < 0$  命题得证

引理 1 并不是说个体在任何情况下都可以稳定收敛到目标位置的任意邻域内, 实际上, 一旦有个体  $j$  进入到个体  $i$  的排斥域内, 引理 1 的条件不再成立

下面将继续分析非自由个体的运动状况 由于全局目标位置是否在个体的视线范围之内只决定了个体是朝着全局目标位置  $x_{goal}$  移动或是朝着局部最小外接圆圆心位置  $\bar{x}_{i0+}$  移动, 其趋向目标运动的稳定性分析是一致的, 为免赘述, 以下取全局目标位置  $x_{goal}$  在个体  $i$  的视线范围内的情形分析 对于个体  $i$  排斥域内距离其最近的个体  $j$  处在  $x_{goal}$  指向  $x^i$  的延长线上的情况, 由于个体  $j$  对于个体  $i$  产生的斥力作用与  $x_{goal}$  对于个体  $i$  产生的引力作用方向一致, 因此其稳定性分析可参考引力常数  $A\sigma$  增大时自由个体的稳定性分析, 称这种情况下的个体  $i$  是以类似于自由个体方式收敛的个体 对于个体  $i$  排斥域内距

离其最近的个体  $j$  处在  $x^i$  指向  $x_{goal}$  的线段上时, 个体  $i$  的运动稳定性将由定理 1 描述

定理 1 考虑由式 (1) 表示的移动智能群体模型, 当其引力/斥力函数由式 (2) ~ (5) 表示, 如果个体  $i$  能直接检测到全局目标位置  $x_{goal}$  且其排斥域内距离其最近的个体  $j$  处在  $x^i$  指向  $x_{goal}$  的线段上, 则个体  $i$  将会按以下方式完成集聚行为:

$$B_\theta(x^i, x^j) = \{ |x^i - x^j| \leq \theta, \forall i \in S \},$$

其中:  $\theta = \frac{A\sigma\rho + br}{A\sigma + b}$ ,  $x^j$  为个体  $i$  的排斥域内距离  $x^i$  最近且处在  $x^i$  指向  $x_{goal}$  的线段上的个体坐标

证明 因为个体  $i$  能直接检测到目标位置  $x_{goal}$ , 有  $|x^i(t) - x_{goal}| \leq \epsilon$ , 所以  $\sigma_2 = 1, \sigma_1 = 0$ , 可得  $g_a(x_{goal}, \bar{x}_{i0+}(t)) = -A\sigma(x^i(t) - x_{goal})$ . 取误差变量  $e^i(t) = x^i(t) - x_{goal}$ , 由假设 1 中说明的群体的全局目标位置保持不变, 有  $\dot{x}_{goal} = 0$ , 取能量函数  $V_i(t)$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{2}e_i^T(t)e_i(t), \text{ 并对其求导} \\ \dot{V}_i(t) &= (\dot{e}_i(t))^T e_i(t) = \\ & -A\sigma |e_i(t)|^2 + b(r - |x^i(t) - x^j(t)| - \rho) (x^i(t) - x^j(t))^T e_i(t) / \\ & (|x^i(t) - x^j(t)| - \rho). \end{aligned}$$

因为对于任意两个  $n$  维向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n), y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 有  $x^T y = \sum_{i=1}^n x_i y_i$  由定义 1 中的范数定义有

$$|x| = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad |y| = \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}$$

由

$$\begin{aligned} (|x - y|)^2 - (x^T y)^2 &= \\ \sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n x_i y_i \right)^2 &= \\ \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (x_i y_j - x_j y_i)^2 & \geq 0 \end{aligned}$$

可得  $|x - y| \geq |x^T y|$ , 因此有  $(x^i(t) - x^j(t))^T e_i(t) \geq |x^i(t) - x^j(t)| |e_i(t)|$  成立 所以

$$\begin{aligned} \dot{V}_i(t) &= -A\sigma |e_i(t)|^2 + b(r - |x^i(t) - x^j(t)| - \rho) (x^i(t) - x^j(t))^T e_i(t) / \\ & (|x^i(t) - x^j(t)| - \rho). \end{aligned}$$

又因为  $x^j$  是在  $x^i$  到  $x_{goal}$  的线段上, 有  $|e_i(t)| = |x^i(t) - x_{goal}| \geq |x^i(t) - x^j(t)|$  成立. 所以  $\dot{V}_i(t) = (-A\sigma + b(r - |x^i(t) - x^j(t)| - \rho) |x^i(t) - x^j(t)| / (|x^i(t) - x^j(t)| - \rho)) |x^i(t) - x^j(t)| |e_i(t)|$ . 当  $|x^i(t) - x^j(t)| > (A\sigma\rho + br) / (A\sigma + b)$  时, 恒有  $\dot{V}_i(t) < 0$ . 命题得证

由个体达到的平衡位置的表达式可知, 当  $A\sigma$  值选定后,  $b$  越大, 则平衡位置  $\theta = \frac{A\sigma\rho + br}{A\sigma + b}$  的值越趋近于  $r$ ;  $b$  越小, 则平衡位置越趋近于  $\rho$ , 因此可根据实际的集聚区域的大小和实际智能个体的安全避碰距离的需要来调整  $b$  值的大小

对于个体  $i$  排斥域内距离其最近的个体  $j$  不处在  $x_{goal}$  与  $x^i$  的连接直线上的情况, 个体  $i$  会沿着指向  $x_{goal}$  和远离  $x^j$  的合力方向运动, 直到个体  $j$  脱离个体  $i$  的排斥域使得个体  $i$  的排斥域为空集, 或由另外一个个体  $k$  取代个体  $j$  成为个体  $i$  排斥域内距离其最近的个体, 对于前者, 此时个体  $i$  变成了自由个体, 其稳定集聚行为可参考引理 1 中的结论分析; 而对于后者, 当个体  $k$  处在  $x_{goal}$  与  $x^i$  的连接直线上时, 则个体  $i$  的稳定集聚行为可参考定理 1 进行分析, 否则仍将个体  $k$  按上述个体  $j$  所处的可能情况继续分析.

最后, 需要讨论的是不能直接观测到全局目标位置的个体(即“跟踪者”)如何保持群体集聚的行为, 并跟随群体中比其更接近于全局目标位置的个体(即“领导者”)最终收敛到全局目标位置的问题

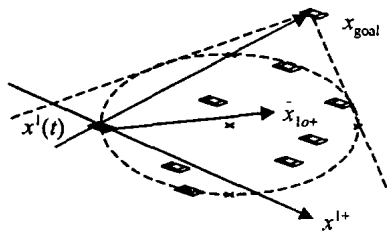


图 1 群体边界点保持集聚行为的图形描述

由图 1 所示, 图中虚线圆表示包含所有个体的外接圆, 当边界上的个体 1 不能检测到全局目标位置  $x_{goal}$  时, 采取面向  $A^+$  区域中所有个体组成的最小外接圆圆心  $\bar{x}^i_{1o+}$  运动, 该运动方向始终指向虚线圆内部, 即整个群体能保持集聚收敛

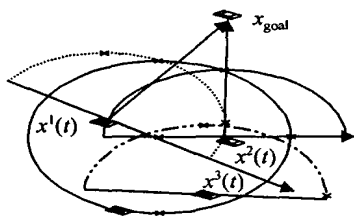


图 2 群体中间点保持集聚行为的图形描述

对于虚拟圆内部两个任意的个体而言, 如图 2 所示, 若它们互相处于对方的  $A^+$  区域内, 如  $x^1(t)$  与  $x^2(t)$ , 则由基于最小外接圆的收敛原则可保证两者之间能一直保持这种个体间的可观测性<sup>[9]</sup>, 即能够保持群体的集聚性; 若两个个体只有一个处于另一个  $A^+$  的区域中, 即两者处于跟踪与被跟踪的关

系, 如  $x^2(t)$  与  $x^3(t)$ , 若“被跟踪者”同时又为“跟踪者”, 则由个体具有相同的检测范围及运动模型定义可知, “跟踪者”的速度将不低于“被跟踪者”, 从而能够保持与“被跟踪者”的集聚行为; 若“被跟踪者”仅为“领导者”, 则由式(2)可知, 常数  $a$  与  $A\sigma$  的取值控制着个体朝全局或局部目标位置运动的速度, 适当选择  $A\sigma$   $a$  可保证“跟踪者”的速度大于“领导者”的速度, 以保持与“领导者”的集聚行为 而“领导者”到全局目标位置的运动集聚行为的稳定性是由定理 1 保证的

#### 4 仿真实验

仿真是在 Matlab 环境下进行的. 仿真参数为:  $r = 1\text{ cm}$ ,  $\rho = 0.5\text{ cm}$ ,  $a = 0.2$ ,  $A\sigma = 0.2$ ,  $b = 0.4$ ,  $\epsilon = 10\text{ cm}$ . 图 3~ 图 5 描述了  $40\text{ cm} \times 40\text{ cm}$  区域内 100 个初始位置随机分布的个体集聚到全局目标位置(58 cm, 58 cm) 的运动轨迹图 由图可见, 所有个体能够以群体结伴的形式联合向目标迈进, 实现移动智能群体的联合跟踪目标行为 为简单起见, 本文的仿真图形建立在二维平面上, 但定性的分析结果对于空间的维数没有限制, 因此分析结果在三维乃至更高维数的空间都是适用的

另外, 对于群体坐标初始分布相同的情况, 设定

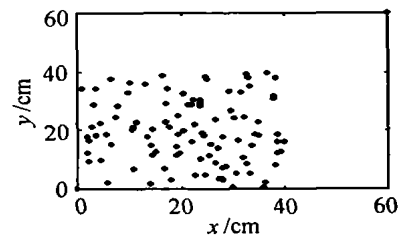


图 3 群体初始分布 ( $m = 100$ )

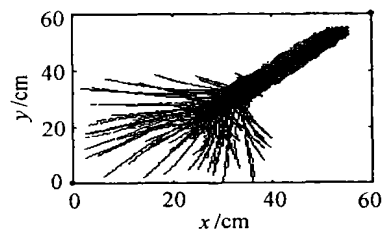


图 4 个体运动的轨迹图 ( $m = 100$ )

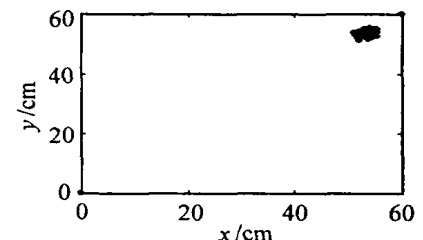


图 5 群体最终分布 ( $m = 100$ )

初始分布的个体之间非全部相互可观测,使用本文的模型和控制算法与使用文献[5]的模型和控制算法进行了仿真比较。由仿真结果可知(图略),使用文献[5]的模型,群体不能以集聚成一个团队的形式向目标迈进,原因是Veysel Gazi<sup>[5]</sup>提出的移动智能群体模型本质上利用的是初始群体分布的质心位置,当个体所观测到群体的组成成员不同时,其目标质心位置也不同,而这种基于质心的收敛原则不能保证个体间可观测性的延续<sup>[9]</sup>,因此群体不能集聚成一个团队。尽管仿真轨迹的最后阶段又能联合到一起,是因为到达目标地附近,个体能获知其他所有个体的位置信息时,文献[5]中所需的前提条件得到满足,群体便能实现集聚。而对于相同的初始分布,本文提出的基于最小外接圆的模型及控制算法能够实现以团队的形式到达目标地。

## 5 结 论

本文移动智能群体模型的建立仅依赖于相互可检测到的个体之间的局部信息,无需知道群体中所有个体的位置信息,因此对群体的规模具有良好的可扩展性,同时该模型一方面具有保持群体集聚在一起的能力,另一方面也能对环境所施加的刺激作出适当反应,能稳定地实现群体针对目标物的联合行为。

## 参考文献(References)

- [1] Breder C M. Equations Descriptive of Fish Schools and Other Animal Aggregations[J]. *Ecology*, 1954, 35(3): 361-370
- [2] Warburton K, Lazarus J. Tendency-distance Models of Social Cohesion in Animal Groups[J]. *J of Theoretical Biology*, 1991, 150(4): 473-488
- [3] Jin K, Liang P, Beni G. Stability of Synchronized Distributed Control of Discrete Swarm Structures[A]. *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. San Diego, 1994: 1033-1038
- [4] Beni G, Liang P. Pattern Reconfiguration in Swarms: Convergence of A Distributed Asynchronous and Bounded Iterative Algorithm [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1996, 12(3): 485-490
- [5] Gazi V, Passino K M. Stability Analysis of Social Foraging Swarms[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2004, 34(1): 539-557.
- [6] Gazi V, Passino K M. Stability Analysis of Swarms [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2003, 48(4): 692-697.
- [7] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable Flocking of Mobile Agents—Part I: Fixed Topology[A]. *Proc of 42nd IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Maui, 2003: 2010-2015.
- [8] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable Flocking of Mobile Agents—Part II: Dynamic Topology [A]. *Proc of 42nd IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Maui, 2003: 2016-2021.
- [9] 陈世明, 方华京. 大规模智能群体的建模与稳定性分析[J]. *控制与决策*, 2005, 20(5): 490-494  
(Chen S M, Fang H J. Modeling and Stability Analysis of Large-scale Intelligent Swarm [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(5): 490-494)
- [10] Liu Y F, Passino K M. Stable Social Foraging Swarms in A Noisy Environment[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2004, 49(1): 30-44
- [1] Isard M, Blake A. Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density[A]. *European Conf on Computer Vision* [C]. Cambridge: Springer, 1996: 343-356
- [2] Isard M, Black A. Condensation—conditional Density Propagation for Visual Tracking[J]. *Int J on Computer Vision*, 1998, 1(29): 5-28
- [3] Srauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking [A]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Ft Collins: IEEE Computer Society, 1999: 23-25
- [4] 江宝安, 卢焕章. 粒子滤波器及其在目标跟踪中的应用[J]. *雷达科学与技术*, 2003, 1(3): 170-178  
(Jiang B A, Lu H Z. Particle Filter for Target Tracking [J]. *Radar Science and Technology*, 2003, 1(3): 170-178)
- [5] Isard M, MacComick J, BräMBLe. A Bayesian Multiple-blob Tracker [A]. *Int Conf on Computer Vision* [C]. Vancouver: IEEE Computer Society, 2001: 34-42
- [6] Doucet A, De Freitas N, Gordon N. *Sequential Monte-carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [7] Hue C, Cadre J P Le, Perez P. Sequential Monte Carlo Methods for Multiple Target Tracking and Data Fusion [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 309-325
- [8] Spengler M, Schiele B. Multiobject Tracking Based on a Modular Knowledge Hierarchy [A]. *Int Conf on Computer Vision Systems* [C]. Graz: Springer, 2003: 376-385

(上接第 1391 页)