

# 随机扰动下多源群体觅食系统建模与仿真

刘佰龙,张汝波,史长亭

(哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**群集智能是指复杂的集体智能来自简单个体之间以及个体同环境之间的相互作用. 通常对群集智能的研究主要借助于群居生物行为的观察. 蚁群觅食行为是研究简单个体产生复杂行为的一个典型的例子. 首先建立群体觅食宏观序参数模型. 模型考虑了食物源的量和分布以及环境噪声对个体决策的随机影响. 给出2个食物源下系统模型的数值解. 表明在较大的噪声影响下,系统有一定的概率会脱离最优解,到达次优解. 在Starlogo仿真平台下的实验结果表明,觅食蚂蚁的数量同任务完成时间以及碰撞频率之间呈现出幂指数关系. 这对自组织系统和群集智能的研究有一定的理论意义,并可以用来指导设计更加有效、适应、可靠的智能系统.

**关键词:**群集智能;自组织行为;觅食模型;Starlogo仿真

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)04-0342-07

## Modeling and simulating the foraging system in multi-source groups with random disturbances

LIU Bai-long, ZHANG Ru-bo, SHI Chang-ting

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Swarm intelligence (SI) is artificial intelligence based on observable collective behavior of decentralized, self-organized systems, otherwise known as social animals, and is gaining more attention from researchers. SI systems are typically made up of a population of simple agents interacting locally with one another and with their environment. The agents follow very simple rules, and although there is no centralized control structure dictating how individual agents should behave, local interactions between such agents lead to the emergence of complex global behavior. Specially, the foraging behavior of ant colonies have been viewed as a prototypical example of how complex group behavior can arise from simple individual behaviors. In order to study the feature of self-organization in SI, first a macroscopic serial parametric model for flock foraging was established, in which the richness and distribution of food sources were considered as well as the stochastic effects of a noisy environment. Numerical solutions were given for systematic models with two food sources. These showed that, in an environment with great noise, the optimal solution may not be found and a second-best solution may instead be reached. Simulations on the Starlogo platform showed a power law relationship between the number of ants and completion time as well as the flux of foragers. The work presented here may improve the understanding of self-organization and swarm intelligence. It can also be used to design more efficient, adaptive, and reliable intelligent systems.

**Keywords:** swarm intelligence; self-organization; foraging; modeling; Starlogo simulation

受群居生物启发的群集智能受到越来越多的研究人员关注. 在群居生物中,简单个体之间的相互作用涌现出复杂的集体行为. 这种低级个体交互产生

全局有序的现象被称为自组织. 理论上来说自组织来自正反馈和负反馈的平衡. 这种非线性现象可以借助于数学模型来进行预测. 为了解释群集智能中的自组织,对群居生物集体行为的观察是很有必要的. 其中蚁群觅食行为通常被看作研究简单个体产

收稿日期: 2008-05-07.

通信作者: 刘佰龙. E-mail: lb1624@163.com.

生复杂行为的一个典型的例子<sup>[1]</sup>。蚁群的觅食行为采用多种策略,这些策略的各种组合可以表现出自组织特征:涌现的结构、多稳态性和分叉现象<sup>[2]</sup>。Holldobler<sup>[3-4]</sup>给出了完整的蚁群觅食策略的种类定义。这些策略可以分成以下 3 种:集体外出捕食、食物搬回方式和集体防御方式。前 2 种策略依赖基信息素或者接触进行通信来完成协作,都是一个招募的过程。而后 Holldobler 又将觅食中的招募方式分成了 4 类:1)单独接触式招募;2)成组接触式招募;3)成组信息素招募;4)大规模招募。其中第 4 种是蚁群觅食行为中最为复杂的招募方式。当蚂蚁个体遇到食物源后返回巢穴,在返回的过程中并释放信息素。当到达巢穴后,巢穴中的蚂蚁遇到信息素受到刺激便沿着信息素到达食物源。如此反复,直到食物源被消耗。本文主要考虑觅食中的大规模招募方式。

受到蚁群觅食行为的启发,研究人员将该机制应用到不同的领域,如优化算法和机器人学上。M. Dorigo 首先提出了蚁群算法,该算法采用信息素作为通信手段,完成了旅行商问题、分配问题等多种优化问题<sup>[1]</sup>。而觅食蚂蚁之间的简单交互这个特点也被用于多机器人之间的协调上。利用该方法设计的机器人系统有更高的可靠性、适应性和灵活性。Romas 等利用文献 [5] 提出的感知地图模型,并赋予觅食个体一个生命周期。通过进化,群体可以很好地适应动态环境的变化并完成觅食任务。Tsankova 和 Georgieva 利用人工信息素模拟了机器人的觅食行为,得出随着机器人数量的增加群体性能也会随着增加的结论<sup>[6]</sup>。Sugawara 通过定义机器人的基本行为(如漫游、搬运、返回等)实现了机器人觅食任务,并从实体机器人和模拟实验中给出了机器人数量同任务完成时间的关系<sup>[7]</sup>。

近年来,部分研究人员提出群体觅食行为数学模型,用来研究影响系统行为的参数。Edelstein-Keshet 等基于信息路线的长度提出了 2 个模型。作者分析了在外部条件响应下模型的全局适应性<sup>[8-9]</sup>。V. Gazi 等在基于势场的方法下建立群体觅食动态方程,采用李雅普诺夫稳定性理论证明了在感知误差下群体可以紧密的到达目标<sup>[10]</sup>。但是该模型假设每个个体都知道系统中其他个体的信息。

到目前为止,最严格的基于微分方程的群体觅食模型是由 Nicolis 和 Deneubourg<sup>[11]</sup>提出的,考虑了到

达不同食物源信息素路线之间的竞争来建立系统模型。该模型以信息素浓度为变量,宏观地描述了蚁群觅食中的大规模招募过程,并给出了自组织系统多稳态形成模式的理论分析。随着群体规模的不同,群体觅食的方式也会发生改变,同实际的蚁群觅食行为相符。食物源的消耗和分布情况,以及个体受到环境的影响所产生的随机决策也对系统有着一定的影响。该模型并没有对这些因素进行分析,因此该模型具有一定的局限性。本文主要从这些方面对该模型进行扩展,获得并分析群体觅食过程中系统的行为。

## 1 群体中的自组织机制

研究表明,群体生物中的一些协作行为是遗传(年龄、体形等)决定的,但是它们在集体行为的许多情况下是自组织的。群体生物系统中各个分散的简单个体在相互作用下逐渐完成一项复杂工作,实现了系统从无序到有序的演化,这种现象称为自组织(self-organization)。自组织理论最初是从物理和化学用以描述定义在低层次的过程和相互作用过程中而出现的宏观层次的模型发展而来的。

群集智能的自组织依靠 4 个基本要素:1)正反馈机制;2)正反馈和负反馈的相互作用机制;3)个体行为的随机性;4)个体之间不同的相互作用机制<sup>[1]</sup>。正反馈通常是组成形态形成的基础;负反馈和正反馈保持平衡是保证群集系统稳定的前提;自组织依赖波动(随机行走、误差、随机工作转变等)的增强;所有自组织的实例都依靠多种要素的相互作用。自组织的产生来自于简单的规则,研究自组织机制有助于获取群体协作的规则和方法。对自组织规则的获取进行研究可以更好地了解自组织过程,对自组织现象的正确理解可以帮助人们认识群体行为产生的原因,为群集智能的深入研究提供条件。

群体的行为对初始状态具有依赖性。例如,距离蚂蚁巢穴等距离的等量的食物源,在经过一段时间后会发现,大多数的蚂蚁聚集到某个食物源处,只有少量的蚂蚁会出现在另一个位置。初始状态的差异在正反馈中被放大,进而产生了大量个体聚集在一处,而不是等量的个体分别在 2 个食物源处。但是观察的实验表明,总会有少数蚂蚁在其他位置零散出现。这样可以保证当一个食物源消耗完毕后,蚂蚁群体就会很快聚集到另一个食物源。这些少量的蚂蚁

的行为可以看作群体行为的波动性,这些波动可能来自个体行为选择的随机强度.个体选择随机强度越高,群体行为就会表现出多样化,群体的适应能力就越强,但是协作能力就会有所下降.反之,随机强度越低,群体行为协作统一,对环境的变化就很难及时做出反应.个体行为的随机波动并没有害处,反而可能会大大增强系统探索新行为和发现新解的能力.通过自组织设计的群居昆虫模型可以帮助人们设计人工的与分布的问题求解方法,同样可以帮助人们设计群集智能系统.另外,基于自组织的设计原则可以应用到机器人学中.依赖间接通信的自组织具有灵活、鲁棒的特点,非常适合基于行为的机器人控制结构.

## 2 群体觅食行为宏观模型

### 2.1 觅食策略

蚂蚁觅食行为可以在不同策略下实现,并在这些策略下表现出自组织现象.一些蚂蚁群体也可能使用这些策略的结合,这取决于环境条件,如食物的可用性和分布.本文主要实现的是基于大规模蚁群

觅食策略所产生的行为.个体的移动满足以下规则:个体从巢穴出发后,当遇到信息素就会沿着信息素到达食物源.若不存在信息素,个体漫游于环境中,以便搜索到食物源.当一个个体发现食物源后,在回巢的过程中释放信息素路线(通常覆盖过去的信息素路线).在巢穴中没有具体的指示、接触或声音通信,信息素路线能提供足够的刺激来引导觅食者到达食物源,并且它随着时间的推移会发生衰减.其他个体到达食物源区域同样沿着该路线移动.

群集智能的复杂行为来自简单行为个体的相互作用.根据上述觅食规则,本文定义了随机移动(随机搜索)、沿信息素移动、释放信息素、搬运食物、卸下食物行为.每个个体的控制结构是个 2 层包容结构,如图 1 所示.高级行为使用带有转移概率的有限状态机(finite state machine, FSM)来仲裁实现觅食行为.底层是实时的避障行为,当某个个体周围有其他个体或者障碍物就激发该行为,它对上层行为产生的行为起到制约的作用.从图 1 中可以看出,为了增加系统的适应性,个体在沿信息素移动的过程中引入了随机行为.

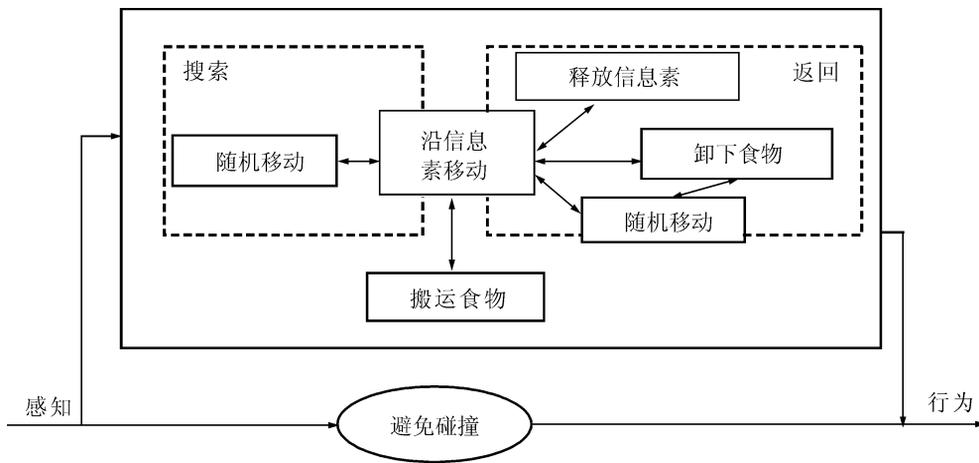


图 1 群体觅食系统控制结构

Fig 1 Control structure of swarm foraging system

### 2.2 群体觅食系统微分方程描述

根据上述分析,这里采用巢穴到达第  $i$  个食物源路线(以下简称路线  $i$ )上的信息素浓度  $c_i$  描述系统的状态,并用微分方程组给出  $c_i$  的动态变化.单位时间内  $c_i$  的变化受到 2 个因素的影响:路线  $i$  上信息素的产生量  $\phi q_i F_i$ , 以及信息素的挥发量  $-vc_i$ . 其中  $\phi$  代表单位时间从巢穴流出觅食个体的流量,这和群体的规模有关.  $q_i$  表示单个个体释放在路线  $i$

上的信息素的量,它与食物源的量有关.  $v$  则表示信息素的挥发速度.每个个体在各个路线的决策点都有一定的概率  $F_i$  选择路线  $i$ , 而  $F_i$  的形式为

$$F_i = \frac{(k + c_i)^l}{\sum_{j=1}^s (k + c_j)^l} \quad (1)$$

式中:  $k$  代表个体对路线的响应阈值,  $l$  表示个体对浓度为  $c_i$  路线的敏感程度,通过对 *Lasius niger* 蚂蚁

的观察,得到  $1=2$  的经验参数<sup>[11]</sup>.  $s$  为食物源的数量,也就是信息素路线的数量. 则模型中  $c_i$  的微分方程组满足:

$$\frac{d c_i}{d t} = \phi q_i \frac{(k + c_i)^2}{s (k + c_i)^2} - \nu c_i, \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (2)$$

式中:  $q_i$  对每条路线  $i$  是一个常数,并且没有考虑到食物源的分布情况,即食物源同巢穴的距离关系,因此具有一定的局限性.

另一方面,食物源随着时间的推移也被消耗,因此定义当前时刻食物源  $i$  的量为  $f_i$ , 每个时刻有  $\phi$  个蚂蚁并且每只蚂蚁以概率  $F_i$  开采食物源  $i$  因此  $f_i$  以  $\phi F_i$  的速度减少,得到其动态微分方程:

$$\frac{d f_i}{d t} = -\phi F_i = -\phi \frac{(k + c_i)^2}{s (k + c_i)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (3)$$

通过对蚂蚁行为的观察,  $q_i$  是  $f_i$  的增函数,这里采用线性函数,定义  $q_i = f_i$ ,并假设在相同群体中是个常数. 本文的分析和实验中都有  $\nu = 0$  和  $s = 2$

在许多实验中,巢穴和食物源之间的距离也影响系统的最终行为. 相对于对单位长度的信息素路线,长度为  $d_i$  的路线  $i$  单位时间内被走过  $1/d_i$  次. 因此  $c_i$  的增加是单位长度信息素路线的  $1/d_i$ . 结合上面的分析,可以得到

$$\frac{d c_i}{d t} = \frac{\phi f_i}{d_i} \cdot \frac{(k + c_i)^2}{s (k + c_i)^2} - \nu c_i, \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (4)$$

式 (3)和式 (4)中,有 4 种类型的反馈: 1)信息素浓度  $c_i$  增加的非线性正反馈,它依赖于函数  $F_i$ ; 2)通过挥发的信息素浓度线性正反馈; 3)路线  $j$   $i$  同路线  $i$  相互竞争的非线性负反馈; 4)通过决策函数  $F_i$  控制下的食物源浓度  $f_i$  变化的非线性负反馈. 正是这些反馈的相互作用使得系统表现出高度自组织的特性.

这里需要注意的是,上述模型有 2 个假设: 1)没有个体间的直接交互; 2)从巢穴流出蚂蚁的流量是个常数. 而且系统中有 2 个约束条件:

$$f_i \geq 0, c_i \geq 0 \quad (5)$$

另外,虽然上述确定性方程模型从宏观上对系统行为进行描述,但是实际应用中个体决策受到环境噪声的影响并没有进行说明. 当考虑到这种情况,

给出白噪声扰动下描述系统参数的随机微分方程为

$$\frac{d c_i}{d t} = \frac{\phi f_i}{d_i} \cdot \frac{(k + c_i)^2}{s (k + c_i)^2} - \nu c_i + \sigma_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (6)$$

对不同的  $i$  有

$$\sigma_i(t) = 0, \quad (7)$$

$$\sigma_i(t) \sigma_j(t) = 2D \delta(t - t'). \quad (8)$$

式中:  $\cdot$  表示均值,  $D$  是指白噪声的强度.

从系统模型可以看出,系统参数的变化不会停止,直到

$$\frac{d f_i}{d t} = 0, \frac{d c_i}{d t} = 0 \quad (9)$$

因此由式 (3)、(5)可以知道  $f_i$  会一直减少直到为 0 为了分析系统状态的动态发展过程,本文采用了 Matlab 求解数值解的动态变化和 Starbgo 平台的仿真方法.

### 3 模型的数值预测

#### 3.1 距离不同,初始量相同食物源下的觅食行为

当环境中存在多个相同食物源的情况,如图 2 所示. 系统会自组织地产生每个食物源的一条路线. 定义初始时刻每个食物源的量为  $f_i = 10$ , 并且路线信息素浓度  $c_i = 0, i = 1, 2$ , 噪声强度  $D = 1$ , 群体流量  $\phi = 0.5$ . 当 2 个食物源距离巢穴相等时,使用 Matlab 获得的系统状态随着时间的变化如图 3 所示. 图中细实线和虚线表示 2 个食物源量随时间的变化,粗实线和细点线分别表示相应食物源路线上的信息素浓度变化. 虽然每个食物源有相等的概率被发现,但是从图 3 的 2 次不同实验结果可以看出,这里表现出的并不是非噪声环境下系统发展的不变性,即 2 个食物源被同时消耗完毕. 而是每条路线上的信息素浓度出现了较大的波动现象. 在这种波动的作用下,系统的数值解具有随机性. 因此系统动态并不能像确定性方程那样可以准确地预测.

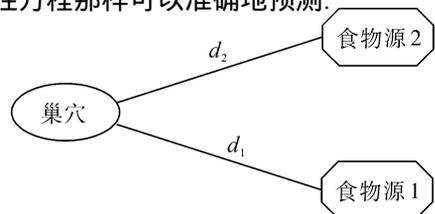


图 2 不同路线到达不同食物源示意图

Fig 2 Sketch of different trails with different sources

当 2 个食物源距离巢穴不等时, 即  $d_1 = 1.5d_2$ . 虽然较近的食物源会被较早的发现, 但是在较强噪声 ( $D = 1$ ) 的影响下, 个体仍然有可能丢失较近的食物源, 而去选择较远的食物源, 如图 4 所示. 总的来说, 个体行为的随机性虽然可以使系统更快地找到系统的较优解, 但是较大的随机性却可以使得系统因丢失较优解而影响系统的变化.

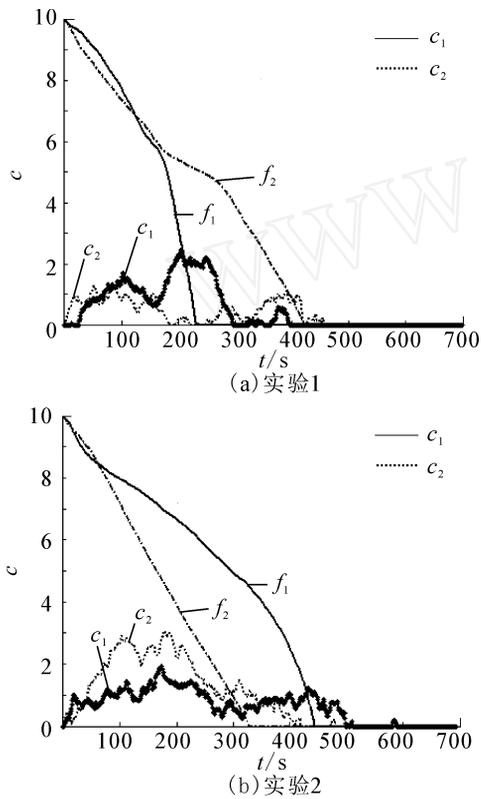


图 3 等距相同食物源的系统状态变化  
Fig 3 The changes of system state in the same sources of same distance

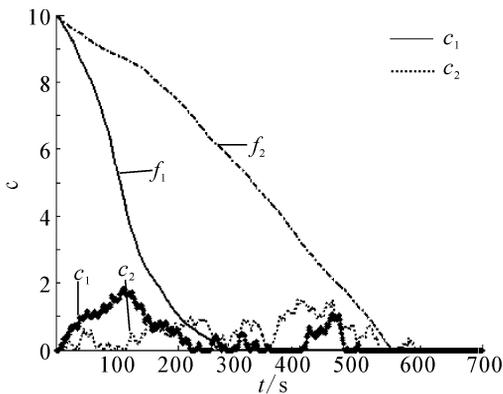


图 4 不等距相同食物源的系统状态变化  
Fig 4 The changes of system state in the same sources of different distance

### 3.2 初始量不同, 距离相同食物源下的觅食行为

这里的主要研究是当食物源初始量不同而它们同巢穴之间的距离相同的情况下, 系统相对于确定性方程会出现的不同结果. 在系统初始时各个食物源的量分别为  $f_1 = 8, f_2 = 10$ . 其他的参数仍然同前面设置. 对确定性方程求解可以得知初始最丰富的食物源被最快的消耗. 但是在噪声环境下 (图 5 所示), 较差的群体仍然有一定的概率丢失较好的食物源, 而去开发较差的食物源.

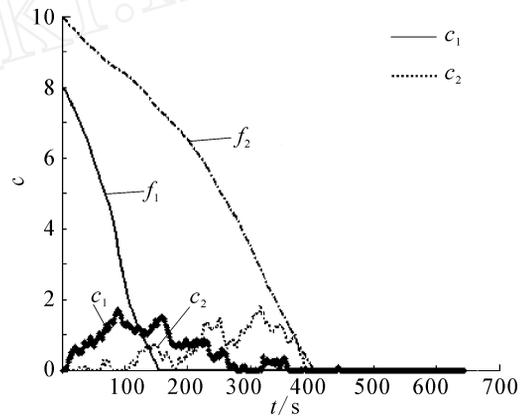


图 5 等距不相同食物源的系统状态变化  
Fig 5 The changes of system state in different sources of the same distance

## 4 Starlogo 平台下的仿真

为了清楚观察群体觅食的过程, 这里以 Starlogo 为仿真平台对觅食行为进行仿真. StarLogo 程序和模拟环境始于 20 世纪 80 年代后期, 是由 MIT 媒体实验室的 Mitchel Resnick 和 Seymour Papert 联合开发的. 该系统采用 Logo 编程语言来操作由 LEGO 组件建立的智能体. StarLogo 由 2 类对象组成: “乌龟” 和 “栅格”. 它需要编程者操作一个或一些由一系列指令创建的“乌龟”, 而“乌龟”则在“栅格”环境中执行自己的行为. 每个程序包括 2 个协作进程: 乌龟进程和观察者进程. 乌龟进程定义了每个乌龟的指令集, 在一个乌龟进程中, 一个乌龟可以请求一个栅格来执行其指令. 观察者进程给出了一些显示函数, 包括程序初始化和数据收集. 观察者可以创建或删除掉乌龟、请求乌龟来执行指令以及监控乌龟和栅格的状态.

实验环境是一个  $50 \times 50$  有界栅格, 如图 6 所示. 当个体到达边界时, 就会旋转  $180^\circ$  并执行搜索行为. 同样, 环境中 2 个食物源 (右上角高亮区域

为食物源 1,左下角高亮为食物源 2),搬运食物会放在巢穴(中央的灰色区域)中.在实验初始时刻,所有个体都在巢穴中并朝向不同的方向,以便在各个方向搜索食物源.当个体沿着信息素移动时,会有一些的概率改变方向,到环境中漫游.

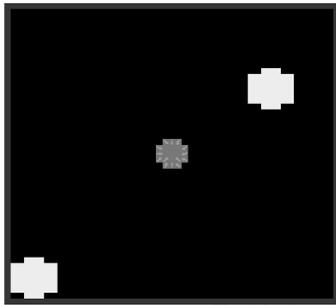


图 6 觅食系统 Starbgo 的环境界面

Fig 6 The environment of foraging system in Starbgo

#### 4.1 食物源距离的影响

为了更加清楚地理解食物源距离因素对系统的影响,这里设定食物源并不随着开发减少,并且 2 个食物源距离巢穴为 1.1. 群体数量为 37,经过换算后信息素的挥发速度设置为 22. 实验进行了 20 次,其中食物源 1 有 11 次被主要开发.这说明 2 个食物源有相同的概率被发现并开发.当食物源 1 到巢穴的距离变为原来的 2/3 时,也就是说食物源 1 距离巢穴较近.同样将实验进行了 20 次,其中食物源 1 有 19 次被首先消耗完毕.但是由于个体的随机性,仍有部分个体在环境中漫游,并保持食物源 2 到达巢穴的路线.因此,可以看出,尽管有较优解的存在,在随机性的作用下,系统仍然可能到达次优解.图 7 给出了一次实验中,2 个食物源到达巢穴的信息素浓度随时间变化的曲线.

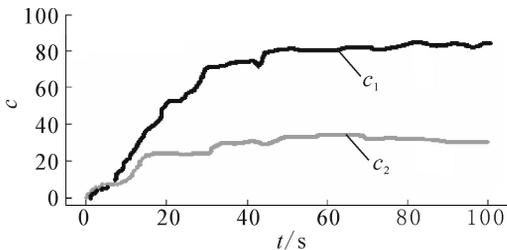


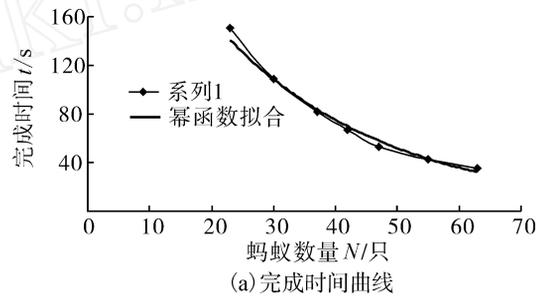
图 7 信息素浓度的变化曲线

Fig 7 The time evolution of pheromone concentration

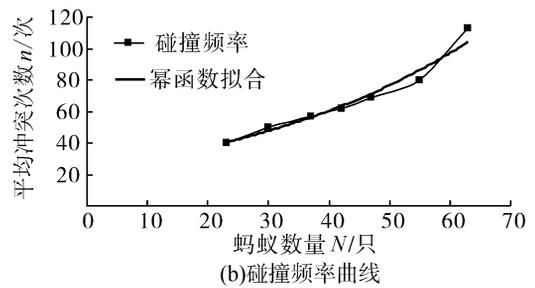
#### 4.2 群体规模的影响

在过去经验中知道个体数量经常同系统性能相关.这里将任务完成时间和碰撞频率作为系统性能的

2 个评价标准.任务完成时间是指实验开始到所有食物源被消耗所完成的时间.而碰撞频率是指单位时间个体间的平均碰撞次数.同样,这里信息素的挥发速度为 22.图 8 给出了在不同的群体规模下,20 次实验中平均任务完成时间和平均碰撞频率的曲线及其拟合.2 个图中都显示了任务完成时间和碰撞频率同个体数量之间的幂指关系.这意味着当个体数量增加,个体之间的交互会增多,这有助于任务的完成.但是它们之间的碰撞也会呈指数级增加.



(a) 完成时间曲线



(b) 碰撞频率曲线

图 8 不同个体数量下任务完成时间和碰撞频率

Fig 8 The completing time and conflict frequency in different number of ants

### 5 结束语

本文主要采用了平均场方法来描述蚁群大规模招募方式下的觅食行为,并对该过程在 Starbgo 平台下进行仿真.在模型中,考虑了个体受到环境影响所产生的随机行为.从模型的数值解可以看出,在较大的噪声干扰的情况下,个体的行为具有很强的不确定性,进而影响了系统的进化.尽管较优的食物源可以被首先消耗,但是仍然有可能在噪声的干扰下被忽略,这在 Starbgo 平台下的试验中也得到了证实.另外,仿真实验结果表明了觅食者数量同任务完成时间之间的幂函数关系.这种全局的协作模式来自于个体间以及个体同环境之间的相互作用.而这种相互作用通过正反馈(信息素释放)被放大,同样受到负反馈(信息素挥发)的约束.否则所有个体会盲目到达较差的食物源而浪费了其他的选择.

## 参考文献:

- [1] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULA Z G. Swarm intelligence: from natural to artificial systems [M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [2] PRATT S C. Recruitment and other communication behavior in the ponerine ant *ectatomma nuidum* [J]. *Ethology*, 1989, 81: 313-331.
- [3] MARK RUSSELL EDELEN. Swarm intelligence and stigmergy: robotic implementation of foraging behavior [D]. Washington, DC: Graduate School of the University of Maryland, 2003.
- [4] HOLLOBLER B, WILSON E O. The ants [M]. Cambridge, Mass, USA: Harvard University Press, 1990.
- [5] RAMOS V, FERANDES C, ROSA A. Social cognitive maps, swarm collective perception and distributed search on dynamic landscapes [J]. *Journal of New Media in Neural and Cognitive Science*, 2005, (5): 25-31.
- [6] TSANKOVA D D, GEORGIEVA V S. From local actions to global tasks: simulation of stigmergy based foraging behavior [C]// IEEE International Conference on Intelligent Systems [S 1]. 2004: 53-58.
- [7] SUGAWARA K, WATANABE T. A study on foraging behavior of simple multi-robot system [C]// IEEE 2002 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society. Seville, Spain, 2002: 3085-3090.
- [8] EDELSTEIN-KESHET L, WATMOUGH J, ERMENROUT G. Trail following in ants: individual properties determine population behaviour [J]. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 1995, 36: 119-133.
- [9] EDELSTEIN-KESHET L. Simple models for trail-following behavior: trunk trails versus individual foragers [J]. *Journal of Mathematical Biology*, 1994, 32: 303-328.
- [10] GAZIV, PASSINO K M. Stability analysis of social foraging swarms [C]// IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 34 (1): 539-556.
- [11] NICOLIS S C, DENEUBOURG J L. Emerging patterns and food recruitment in ants: an analytical study [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 1999, 198: 575-592.
- [12] BECKERS R, DENEUBOURG J L, GOSS S. Modulation of trail laying in the ant *Lasius niger* (Hymenoptera: Formicidae) and its role in the collective selection of a food source [J]. *Journal of Insect Behavior*, 1993 (6): 751-759.
- [13] NICOLIS S C, DETRAN C, DEMOLIN D, et al. Optimality of collective choices: a stochastic approach [J]. *Bulletin of Mathematical Biology*, 2003, 65: 795-808.
- [14] SUGAWARA K, SANOM, YOSHIMARU I, et al. Watanabe foraging behavior of multi-robot system and emergence of swarm intelligence [C]// IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics Tokyo, Japan, 1999: 257-262.
- [15] BENIG, WANG J. Distributed robotic systems and swarm intelligence [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation Sacramento, CA, USA, 1991.
- [16] WONG D Y, QUTUB A, HUNT C A. Modeling transport kinetics with Starlogo [C]// Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA, 2004: 845-848.

## 作者简介:



刘佰龙,男,1983年生,博士研究生,主要研究方向为智能机器人、群集智能。



张汝波,男,1963年生,教授,博士生导师,中国人工智能学会智能机器人专业委员会委员、黑龙江省人工智能学会理事、《智能系统学报》编委、IEEE 会员、中国电子学会高级会员、黑龙江省计算机学会机器人专业委员会委员、黑龙江省神经科学学会人工智能与医学工程专业委员会委员,主要研究方向为智能机器人与智能控制、机器学习与计算智能、智能信息处理。发表学术论文 100 多篇,被 SCIE、ISTP 收录 60 余篇次,出版专著及教材 5 部。



史长亭,男,1980年生,讲师,主要研究方向为智能机器人与智能控制、软件可靠性。