

基于信息耦合度的群集系统自组织分群方法

刘明雍, 雷小康, 杨盼盼, 刘坤

(西北工业大学 航海学院, 西安 710072)

摘要: 针对“速度平均”协同机制不能表征群集系统应激分群运动的问题, 基于信息熵定义融合邻居速度、距离、数量及自身感知半径的信息耦合度指标, 提出一种“min-max”形式的速度协同策略, 结合“近距排斥-远距吸引”的位置协同, 实现群集系统的自组织应激分群运动. 数值仿真分析表明, 基于该速度协同机制的群集能够完成一种概率意义上的等规模分群, 且其组群效率优于传统基于速度平均机制的群集.

关键词: 群集系统; 自组织分群运动; 信息熵; 信息耦合度

中图分类号: N94; TP18

文献标志码: A

Information coupling degree based approach for self-organized fission behavior in flocking system

LIU Ming-yong, LEI Xiao-kang, YANG Pan-pan, LIU Kun

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China.

Correspondent: LEI Xiao-kang, E-mail: ray_com@163.com)

Abstract: For the problem that the traditional flocking approaches with “averaged” velocity coordination strategy can not realize the fission behavior from a coherent flock into multiple sub-groups under external conflicting stimulus, the information entropy is deployed to formulate the information coupling degree(ICD) index with the information of neighbor’s velocity, distance, number and its own perception range. Then, an ICD-based “min-max” velocity coordination strategy is established. Together with the “long range attraction/short range repulsion” position regulation method, self-organized fission behavior is achieved under external stimulus. Simulation results show that the flocking system under this motion law is able to achieve the fission behavior with equal size from a probabilistic perspective. In addition, this approach has better fusion performance than traditional flocking methods.

Keywords: flocking system; self-organized fission behavior; information entropy; information coupling degree

0 引言

群集系统由数量众多的自主个体组成, 其显著特点是个体的运动仅受到周围邻居的影响, 群体所表现出协调有序的宏观运动是由个体之间的局部自组织交互产生的一种涌现现象^[1-5]. 这类系统在自然界和人工系统中普遍存在, 如蜂群、鸟群、鱼群、群集机器人^[6]等. 从群体形成的角度出发, 群集系统存在“组群”和“分群”两种基本运动模式^[7-8]. 组群使得分散于某一区域的个体通过局部交互自发地聚集成群, 形成有序化的单一群体协同运动, 如鸟群的聚集飞行、鱼群的结队巡游等. 分群运动与之相反, 表现为群体中的部分个体分裂而出形成独立子群的现象, 如鸟群的分群避障^[3,5](图1)、羊群的多子群觅食^[9]、群集机器

人的分群避障^[10]等.



图1 欧洲椋鸟分群躲避游集的攻击^[3]

近年来, 研究者开展了大量的理论和实证研究, 以揭示群集运动的内在机理, 即不存在集中协调的情况下, 个体如何仅基于局部近邻的运动信息, 实现并

收稿日期: 2013-12-09; 修回日期: 2014-04-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51179156, 51379176).

作者简介: 刘明雍(1971—), 男, 教授, 博士生导师, 从事群集系统控制、导航制导与控制等研究; 雷小康(1982—), 男, 博士生, 从事群集运动建模与分析的研究.

维持组群或分群的群体运动形式^[1,2,4,11]。目前,对于该问题的研究主要从组群角度展开,着眼于分群的工作还非常欠缺,这导致已提出的运动协同方法不能很好地描述群集系统的自组织分群运动^[7,12-13]。本文重点关注群集的“应激”分群运动,这是处于有序运动状态的群体受到诸如食物、危险等外部因素的刺激而产生的自发分裂现象(图1)。需要强调的是,应激分群运动是群体应对外部刺激做出的一种自发反应,在刺激一定的情况下,群集能否实施分群,完全取决于个体间的运动协同机制^[7-8]。

当前的群集运动研究主要采用“避撞-结队-聚集(SAC)”规则来描述个体之间的运动交互过程。对于其中负责个体间速度趋同的“结队”运动,现有文献大多采用“速度平均”加以实现^[4,14-16],这导致群体难于实施应激分群运动^[7,12-13]。实际上,一个完备的个体运动协同机制应能同时表征组群和分群两种群体运动形式^[7-8]。目前对于这种“完备”协同方法的研究才刚刚起步:文献[7-8]提出的“邻域跟随法”,其核心在于通过引入“邻域跟随”行为来改善SAC规则的协同性能,使群集同时具备实施组群运动和应激分群运动的能力;文献[17]通过在SAC规则中增加“中距排斥力”来控制群体的分裂运动,但该方法需要在线同时调整所有个体的分群参量,因此并不属于应激分群的范畴。

为了达成SAC规则同时表征应激分群运动和组群运动的“完备性”目标,本文根据有关生物实证研究成果^[18-19],提出一种“非平均化”的个体速度协同机制。首先,利用信息熵^[20]定义一种融合邻居速度、距离、数量及自身感知半径的综合性评价指标——“信息耦合度(ICD)”,以此作为个体与其邻居进行运动协同的度量标准;然后,构建一种基于ICD的“min-max”速度协同策略,结合经典的“近距排斥-远距吸引”位置协同,实现外部刺激作用下群集的自组织分群运动。仿真分析验证了所提速度协同方法的分群有效性,并显示其组群性能明显优于传统的速度平均机制。

1 问题描述

考虑由 N 个质点型个体组成的群集系统,它们运行于二维无障碍平面。假设所有个体的属性完全相同且地位均等,个体之间不存在支配与被支配的关系;所有个体均具有有限的感知能力,它们能够获得周围一定范围内邻居的速度和距离信息,但个体之间不能进行任何形式的任务指派和磋商交互。

记个体 $i(i=1,2,\dots,N)$ 的位置向量为 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^2$,速度向量为 $\mathbf{v}_i \in \mathbf{R}^2$,其运动满足如下动力学形式:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{v}_i, \\ \dot{\mathbf{v}}_i = \mathbf{u}_i^{\text{soc}} + \alpha \hat{\mathbf{v}}_i^{\text{d}} - \zeta \|\mathbf{v}_i\|^2 \mathbf{v}_i. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $-\zeta \|\mathbf{v}_i\|^2 \mathbf{v}_i$ 为环境介质(如空气、水等)产生的摩擦力, $\zeta > 0$ 为摩擦系数; $\alpha \hat{\mathbf{v}}_i^{\text{d}}$ 为个体在外部刺激作用下的趋向性运动, $\alpha > 0$ 为加速系数; 单位向量 $\hat{\mathbf{v}}_i^{\text{d}} \in \mathbf{R}^2$ 为外部刺激的作用方向。注意,在个体未受到外部刺激影响时, $\hat{\mathbf{v}}_i^{\text{d}} = \mathbf{v}_i / \|\mathbf{v}_i\|$ 。在 $\alpha \hat{\mathbf{v}}_i^{\text{d}}$ 的作用下,个体将沿外部刺激的作用方向或自身当前运动方向逐渐加速,最终以期望速率 $v_0 = \sqrt{\alpha/\zeta}$ 运动。

运动交互项 $\mathbf{u}_i^{\text{soc}}$ 为群集运动的核心,用于具体描述个体间的运动协同作用。对于SAC规则,目前提出的典型实现形式如下^[16]:

$$\mathbf{u}_i^{\text{soc}} = \underbrace{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} (\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i)}_{\mathbf{u}_i^{\text{vel}}} + \underbrace{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} g(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|) \hat{\mathbf{x}}_{ij}}_{\mathbf{u}_i^{\text{pos}}}. \quad (2)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_{ij} = (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) / \|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|$ 为由 i 指向 j 的单位向量; \mathcal{N}_i 为出现在 i 周围距离小于 $r > 0$ 的邻居,即 $\mathcal{N}_i = \{j \mid \|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\| \leq r, j \neq i\}$; 速度协同项 $\mathbf{u}_i^{\text{vel}}$ 采用平均法则(也称作一致性协议^[16])来实现个体间的结队运动; 位置协同项 $\mathbf{u}_i^{\text{pos}}$ 通过力场函数 $g(\cdot) : \mathbf{R}^+ \rightarrow \mathbf{R}$ 产生“近距排斥-远距吸引”作用,以完成个体间的避碰和位置调节。

在现有文献中,SAC规则实现形式的差别主要在于 $g(\cdot)$ 选取形式的不同,个体间的速度协同大都采用了“平均化”策略:个体参照邻居的平均速度(方向)运动^[4]。该协同机制能够实现群集系统的随机组群运动,使得所有个体在保持聚集的同时运动方向趋于一致^[16]。然而,当这类群集中的少数个体受到外部刺激而偏离母群运动时,母群并不能随之实施分群运动(见4.1节仿真实例)^[7,12-13]。究其原因,主要在于个体间平均化的速度协同机制造成了外部刺激作用的相互抵消和中和,使得分群运动难以发生^[12-13]。

本文的目的在于构建一种新的个体速度协同机制,以克服速度平均机制的分群弊端,达成同时表征应激分群运动和组群运动的目标。

2 基于信息耦合度的个体速度协同

生物的运动反应具有选择性^[18-19],它们对于邻居的某些运动模式非常敏感,但对其他情况则会予以忽略。研究显示,Shannon的信息理论可用于描述生物的反应敏感性特征^[18-19]。基于这一认识,本节首先基于信息熵^[20]来定义度量邻居协同重要度的“信息耦合度”指标,然后根据生物的反应敏感性特征设计速度协同策略。

2.1 信息耦合度

在信息论中,熵是描述随机系统不确定性或无序性的测度^[20]。一个随机系统熵值的增减变化反映了系统中组元状态的“趋同”或“趋异”特征,而由特定组元的引入或去除所引起的系统熵值变化,则反映了该

组元对于系统整体不确定性或有序性的贡献。

群集系统属于典型的随机系统, 群集运动的有序性可利用信息熵来定量描述: 群内个体的运动越有序, 熵值越小; 反之, 个体运动越混乱, 熵值越大. 相应地, 某一特定个体对于群集整体运动有序性的具体影响, 可通过比较该个体被去除前后系统熵值的增减变化加以度量. 据此原理, 给出邻居信息耦合度的定义.

设群集中个体运动状态的描述包含 M 种属性, 记个体 i 的所有邻居 \mathcal{N}_i 的第 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 个属性的状态集合为 $A^m = \{a_k^m\}_{k \in \mathcal{N}_i}$, 剔除某一邻居 $j \in \mathcal{N}_i$ 后得到新的状态集合 $\bar{A}_j^m = \{a_k^m\}_{k \in \mathcal{N}_i \setminus j}$. 将属性 m 的值域划分为 $W_m \in \mathbf{N}^+$ 个等宽区间, 状态集合 A^m 和 \bar{A}_j^m 中的元素在各区间上的出现概率分别记为 $P^m = \{p_1^m, p_2^m, \dots, p_{W_m}^m\}$ 和 $\bar{P}_j^m = \{\bar{p}_{1,j}^m, \bar{p}_{2,j}^m, \dots, \bar{p}_{W_m,j}^m\}$, 则 i 的邻居 j 对应的信息耦合度定义为

$$C_j = [H(\mathcal{N}_i) - H(\mathcal{N}_i \setminus j)] \left(1 - \frac{d_{ij}}{r}\right). \quad (3)$$

其中

$$H(\mathcal{N}_i) = \sum_{m=1}^M H(A^m) = - \sum_{m=1}^M \sum_{w=1}^{W_m} p_w^m \log_2 p_w^m,$$

$$H(\mathcal{N}_i \setminus j) = \sum_{m=1}^M H(\bar{A}_j^m) = - \sum_{m=1}^M \sum_{w=1}^{W_m} \bar{p}_{w,j}^m \log_2 \bar{p}_{w,j}^m.$$

$d_{ij} = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|$ 为 i 与 j 之间的距离; r 为个体的感知半径. $H(\mathcal{N}_i)$ 为 i 的局部信息熵, 其取值反映了邻居运动的有序性: $H(\mathcal{N}_i)$ 越大, 表示邻居的状态分布越杂乱; 反之, 邻居状态越有序, 特别是当 $H(\mathcal{N}_i) = 0$ 时, 邻域内所有个体的状态完全一致.

注1 由定义(3)可以看出, 信息耦合度依赖于邻居状态的概率分布, 与各状态的具体值无关. 这里对于个体的状态属性并无特殊要求, 凡是个体可主动感知的邻居运动信息, 如航向、速率、加速度、角速度等, 均可用于信息耦合度的计算, 实际中可根据个体的感知特点灵活选择.

考虑到前文对于个体感知能力的假设, 下文选取航向 $\psi = \text{atan2}(\mathbf{v}_y, \mathbf{v}_x)$ 和速率 $v = \|\mathbf{v}\|$ 两种状态属性计算信息耦合度. 于是, 根据式(3)的定义, 个体 i 的邻居 j 所对应的信息耦合度为

$$C_j = \frac{[(H(A^\psi) - H(\bar{A}_j^\psi)) + (H(A^v) - H(\bar{A}_j^v))]}{r/(r - d_{ij})}. \quad (4)$$

其中: $A^\psi = \{\psi_k\}_{k \in \mathcal{N}_i}$ 和 $\bar{A}_j^\psi = \{\psi_k\}_{k \in \mathcal{N}_i, k \neq j}$ 是以邻居航向为元素的集合; $A^v = \{v_k\}_{k \in \mathcal{N}_i}$ 和 $\bar{A}_j^v = \{v_k\}_{k \in \mathcal{N}_i, k \neq j}$ 是以邻居速率为元素的集合; 它们所对应的概率分布 P^ψ 、 \bar{P}_j^ψ 、 P^v 、 \bar{P}_j^v 可基于直方图直接估算获得; 局部信息熵 $H(\cdot)$ 的计算公式见前文定义. 由此可见, 式(4)所示的信息耦合度是一种结合了邻居航向、速率、距离、邻居数量(隐含于熵的计算中)

以及自身感知半径等信息的综合定量指标.

信息耦合度利用信息熵, 将个体感知域内所有邻居作为一个整体进行统一考量, 个体根据邻居所表现出的运动差异, 以“信息量”的方式度量不同邻居的协同价值. 若忽略定义(4)中的距离因素, 而仅考虑邻居的实时速度(航向 ψ 和速率 v), 则某一邻居对应的ICD越小, 表明邻居中与之具有相同运动模式的个体越多, 该邻居便可作为邻域内业已形成的局部有序运动模式的代表; 反之, 某一邻居的ICD越大, 则该个体与其他邻居运动状态的差别越大, 表明其出现了异于其他个体的“特殊”运动趋势(如突然的加速或转向运动). ICD的这一特点为个体执行“选择性”运动交互提供了依据.

2.2 “min-max”速度协同机制

实验研究表明, 实际生物对于感知刺激的反应具有特殊的“选择性”特征^[18], 通常它们对于“混乱体系中的有序模式”和“有序体系中的异常模式”的反应非常敏感^[18], 其余情况则不会引起个体的关注.

受此启发, 根据前文定义的信息耦合度, 提出以下“min-max”形式的个体速度协同策略:

$$\mathbf{u}_i^{\text{vel}} = \underbrace{-(\mathbf{v}_i - \tilde{\mathbf{v}}_{\min})}_{V_1} - \underbrace{\beta(\mathbf{v}_i - \tilde{\mathbf{v}}_{\max})}_{V_2}. \quad (5)$$

其中: $\beta > 0$ 为一常数, 用于调节 V_1 、 V_2 两部分的相对强度; $\tilde{\mathbf{v}}_{\min}$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_{\max}$ 分别为邻居中信息耦合度最小者和最大者所对应的运动速度, 两者依据当前邻居的信息耦合度动态更新, 规则如下:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{v}}_{\min} = \mathbf{v}_a, & a = \arg \min_{j \in \mathcal{N}_i} C_j; \\ \tilde{\mathbf{v}}_{\max} = \mathbf{v}_b, & b = \arg \max_{j \in \mathcal{N}_i} C_j, \text{ if } C_{\min} = 0. \end{cases} \quad (6)$$

其中 $C_{\min} = \min_{j \in \mathcal{N}_i} C_j$. 需要注意的是, 在个体运动过程中, 这两者的更新条件有所不同: $\tilde{\mathbf{v}}_{\min}$ 需要实时更新; $\tilde{\mathbf{v}}_{\max}$ 仅在 $C_{\min} = 0$ 时加以更新, 其他情况下保持不变.

以上基于ICD的“min-max”速度协同机制具有明显的“选择性”特征. 任一时刻, 个体并非盲目地对感知域内所有邻居做出协同反应, 而是选择其中信息耦合度“最大”和“最小”的两个邻居产生交互作用. 根据ICD的含义, $\tilde{\mathbf{v}}_{\min}$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_{\max}$ 分别代表了个体感知域内出现的两种截然不同的运动趋势: $\tilde{\mathbf{v}}_{\min}$ 对应于引起邻域信息熵变化最小的速度向量, 代表了邻居中最为显著的有序运动模式; 与之相反, $\tilde{\mathbf{v}}_{\max}$ 对应于引起邻域信息熵变化最大的速度向量, 代表了邻居中出现的最为特殊的异常运动模式. 通过式(5)中 V_1 和 V_2 两个负反馈速度调整环节, 个体能够同时对邻居中出现的有序运动趋势和异常变化保持敏感, 从而兼顾群集对于组群运动和分群运动两方面的协同需求.

3 数值仿真分析

本节从“应激分群运动”和“组群运动”两个方面出发,对经典速度平均协同机制(SAC-AVE群集)和本文基于ICD的“min-max”速度协同机制(SAC-ICD群集)的性能进行对比分析.为了增加可比性,仿真中采用相同的位置协同项,力场函数 $g(z)$ 取为

$$g(z) = \left(1 - \left(\frac{z}{l_c}\right)^2\right) \exp\left(-\frac{z}{l_c}\right), \quad (7)$$

其中 $l_c > 0$ 用于调节引力的作用范围.下文若无特别说明,群集中的个体数量均为 $N = 30$,感知半径 $r = 4$ m,其他参数取为: $\alpha = 2, \zeta = 0.2, \beta = 10, l_c = 5$.在计算信息耦合度时,航向($\psi \in [-180^\circ, 180^\circ]$)和速率($v \in [0, \sqrt{\alpha/\zeta}]$)的值域均分为20等分进行概率估算.为了避免个体出现非物理性的速度突变,限定其加速度不大于10.个体的运动状态采用同步方式更新,更新周期取为0.05 s.所有数值计算均在Matlab下进行.

3.1 应激分群运动

为了模拟诱发分群运动的外部刺激,当所有个体完成组群运动后,在群体边缘随机选择两个个体(记为S1和S2)朝不同方向作趋向性运动,运动方程为

$$\dot{\mathbf{x}}_k = \dot{\mathbf{v}}_k = \alpha \hat{\mathbf{h}}_k - \zeta \|\mathbf{v}_k\|^2 \mathbf{v}_k, \quad k = S1, S2.$$

其中:单位向量 $\hat{\mathbf{h}}_{S1}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_{S2}$ 分别表示S1和S2的期望运动方向;其他参数与式(1)相同.环境刺激在 $t^* = 6$ s时出现,维持约4 s后消失,其作用方向与 t^* 时刻母群的运动方向呈 $\pm 45^\circ$ 夹角.受此影响,S1和S2将分别偏离母群 45° 和 -45° 运动,即 $\angle(\hat{\mathbf{h}}_{S1}, \hat{\mathbf{h}}_g) = \angle(\hat{\mathbf{h}}_{S2}, \hat{\mathbf{h}}_g) = 45^\circ, \angle(\hat{\mathbf{h}}_{S1}, \hat{\mathbf{h}}_{S2}) = 90^\circ$,这里的 $\hat{\mathbf{h}}_g$ 表示 t^* 时刻母群的运动方向, $\angle(*, *)$ 表示向量间的夹角.

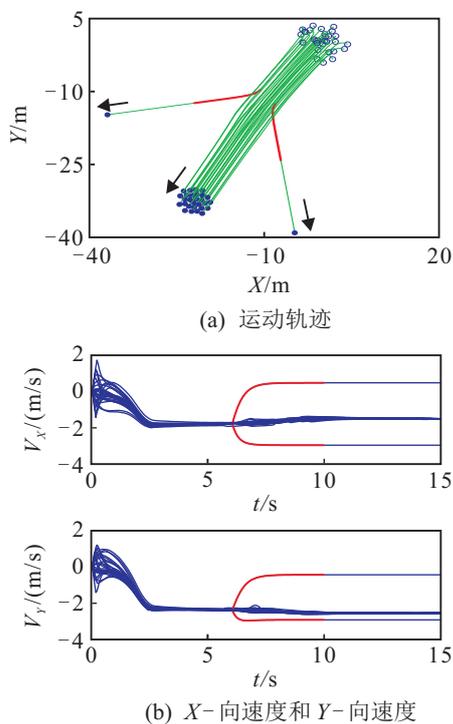


图2 SAC-AVE群集的应激运动

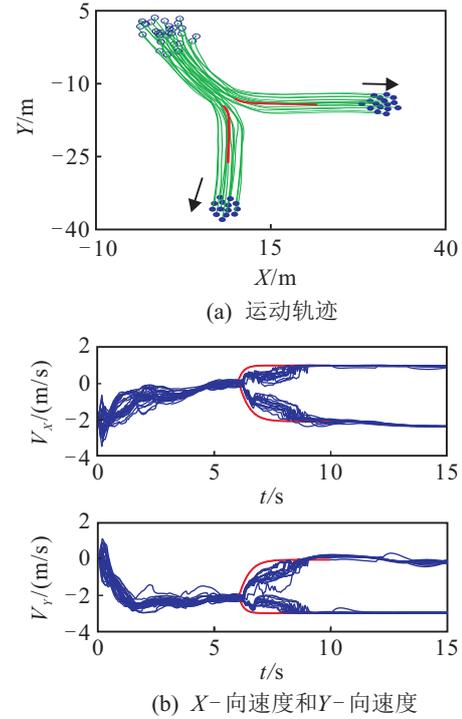


图3 SAC-ICD群集的应激分群运动

图2(a)和图3(a)分别给出了SAC-AVE群集和SAC-ICD群集受到上述刺激后的典型运动轨迹,图中的“o”和“•”分别表示个体的初始位置和运行15 s后的位置,细线为运动轨迹,粗线表示S1和S2在外部刺激作用下(持续4 s)的运动轨迹.图2(b)和图3(b)进一步给出了运动过程中个体的X-向速度(v_x)和Y-向速度(v_y)的时间演化曲线.可明显看出,这两种群集对于相同环境刺激的应激反应行为截然不同.

从图2可以看出,对于SAC-AVE群集,除了直接受到环境刺激作用而脱离母群的S1和S2个体之外(图2(a)中的粗线),其他个体的运动在刺激出现前后并未发生明显变化(图2(b)中 $t = 6$ s附近),显示SAC-AVE群集对于由S1和S2引入的环境刺激并不敏感,母群的运动状态基本保持不变(运动方向稍有变化),未表现出任何分群趋势.究其原因,主要在于个体对于邻居速度的平均化叠加,这造成了趋势相左刺激的相互抵消和中和.虽然形式上母群受到了S1和S2的双重作用,但它们的实际影响仅相当于单一的“平均刺激”,故无法诱使母群出现应激分群运动.

从图3可以看出,对于SAC-ICD群集,在外部刺激出现后,群内个体的速度迅速发生分化(见图3(b)中 $t = 6$ s时出现的分叉),随即母群分裂为两个独立子群,分别朝向S1和S2的运动方向运动.这表明SAC-ICD群集对于环境刺激极为敏感,只要群内少数个体感受到了外部刺激并加以响应,整个群体即可迅速而准确地作出应激反应.SAC-ICD群集这种快速应激能力的获得,主要得益于个体基于ICD的“max”运动反馈(式(5)中的 V_2 部分),其赋予了个

体对于邻居“异动”的特殊敏感性,一旦某一个体的运动发生突变,其他个体会迅速对此做出反应.因此,在S1和S2开始偏离母群运动后,SAC-ICD群集中的其他个体的速度随之发生分化,最终在群体层面出现分群运动.

为了进一步了解SAC-ICD群集完成分群运动后所形成子群的规模分布情况,这里引入分群指标 P_{fiss} ,其定义为:所有独立子群中规模最小者与最大者所含个体数量的比值.例如,对于图3(a)所示的分群运动, $P_{\text{fiss}} = 14/16 = 0.857$.显然, $P_{\text{fiss}} \in [1/(N-1), 1]$,其取值越大,表示各子群的规模差别越小;当 $P_{\text{fiss}} = 1$ 时,两个子群的成员数目完全相同.

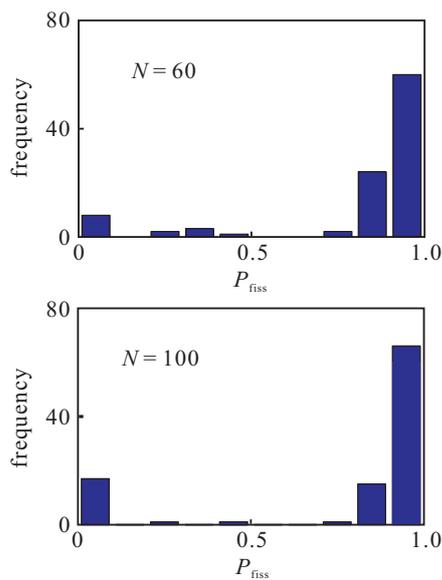


图4 SAC-ICD群集的子群规模统计

图4以频数直方图的形式统计了包含60和100个个体的SAC-ICD群集各执行100次应激分群运动所形成子群的规模分布情况.从图4可以看出,平均约有接近82%的应激分群属于子群规模大致相当的“等规模”分群($P_{\text{fiss}} \geq 0.8$),另有接近13.5%的分群呈现子群规模差别悬殊的“非对称”分群($P_{\text{fiss}} \leq 0.1$).个

体数量对于“等规模”分群出现概率的影响不大,仅在群体增大后出现比例略有减小.就整体的统计性质而言,SAC-ICD群集能够完成一种概率意义上的“对等规模”应激分群运动.

最后需要指出的是,SAC-AVE群集与SAC-ICD群集中个体的微观运动形式表现出了很大的不同.对比图2(b)和图3(b)可以发现,SAC-ICD群集中个体的速度曲线存在较多的“锯齿”状波动,显示个体的瞬时运动具有一定的随机性;而SAC-AVE群集的速度曲线非常平滑,表明群内个体运动较为平稳,不存在随机性速度波动.这一差别的原因在于:构建SAC-AVE群集所采用的速度平均机制基于“平均”这种确定性运算法则,在不存在噪声或干扰的情况下,SAC-AVE群集的运动不具有任何的随机性^[4];而本文基于ICD的“min-max”速度协同机制是一种依赖于邻居状态分布的随机性法则,具有一定的不确定性.值得注意的是,鸟群、鱼群的运动并非保持速度绝对一致,而是存在一定的随机性波动^[5],因而从群集运动模拟角度来讲,SAC-ICD群集更为接近实际生物群集的运动特征.

综上可知,经典的速度平均机制不能表现群集的自组织应激分群运动,而本文基于ICD的“min-max”速度协同机制在表征这种常见的群体运动形式方面具有明显的优势.

3.2 组群运动

本文的SAC-ICD群集不仅能够实现应激分群运动,而且在无外部环境刺激时,集体的组群运动不受影响,这从图2和图3中初始时段($t < 6\text{s}$)群体的运动轨迹和速度曲线的收敛便可看出.下面以组群耗时作为评价指标,对SAC-ICD群集和SAC-AVE群集的随机组群效率进行对比.组群耗时定义为个体从随机分布状态到速度实现一致所需的时间.为了减少随机因素的影响,每组参数独立运行100次仿真后统计均值和标准差再行比较.

表1 SAC-AVE群集和SAC-ICD群集的组群耗时对比

Approach	Group size (N)						
	40	50	60	70	80	90	100
SAC-ICD	1.25 ± 0.39	1.28 ± 0.32	1.30 ± 0.24	1.41 ± 0.23	1.40 ± 0.25	1.41 ± 0.21	1.40 ± 0.19
SAC-AVE	1.69 ± 0.32	1.75 ± 0.31	1.78 ± 0.35	1.68 ± 0.28	1.93 ± 0.41	2.21 ± 0.41	2.56 ± 0.39

表1给出了包含不同数量个体的SAC-ICD群集和SAC-AVE群集的平均组群耗时结果($N = 40 \sim 100$).可以看出:1)对于不同规模的群集,SAC-ICD群集的组群效率整体优于SAC-AVE群集,平均组群耗时可缩短约35%;2)两种群集的组群耗时随个体数量的增加总体呈现递增趋势,但SAC-ICD群集的增幅甚微,明显低于SAC-AVE群集,特别是在 $N \geq 70$ 后,

SAC-ICD群集的组群耗时基本恒定,而SAC-AVE群集的组群耗时持续增大.

SAC-ICD群集这一优良组群性能获得,主要源自“min-max”协同机制中的“min”运动反馈(式(5)中的 V_1 部分).根据ICD的含义,某一邻居对应的ICD值越小,表明邻居中与之运动状态相同的个体越多.因此,该“min”运动反馈使得个体对于邻居中已存在

的“有序”运动模式极为敏感,一旦部分邻居的速度取得一致, SAC-ICD 群集便会将这种局部有序性快速放大,进而实现所有个体速度的一致趋同. 反观 SAC-AVE 群集,个体间速度协同的核心是邻居的“净平均速度”,但在邻居运动混乱的情况下,邻居的“净平均速度”会随着邻居数量的增多而减小,使据此开展的速度趋同进程减缓,最终导致 SAC-AVE 群集的组群耗时随着个体数量的增多而持续增大.

由此可见,相较于经典的速度平均协同机制,本文基于 ICD 的“min-max”速度协同能使个体速度更快地趋于一致,尤其是在群体规模较大的情况下,其组群的效率优势更为显著.

4 结 论

生物群集在受到一定环境刺激时会出现分群运动,但传统的速度平均协同机制不能很好地表征这种应激运动. 本文根据生物反应的选择敏感性特征,在利用信息熵定义“信息耦合度”这一综合评价指标的基础上,构建了具有“min-max”形式的个体速度协同策略,赋予了群集实施应激分群运动的能力. 数值分析表明:受此速度协同机制支配的群集系统表现出了与实际生物群体颇为相似的运动随机性;在对称分歧刺激作用下,该群集能够完成一种概率意义上的等规模分群运动;具有比速度平均机制更加优良的组群性能. 对本文所提速度协同方法进行详尽的理论分析将是后续研究的重点.

参考文献(References)

- [1] Parrish J K, Edelstein-Keshet L. Complexity, pattern, and evolutionary trade-offs in animal aggregation[J]. *Science*, 1999, 284(5411): 99-101.
- [2] Couzin I D. Collective minds[J]. *Nature*, 2007, 445(7129): 715.
- [3] Bajec I L, Heppner F H. Organized flight in birds[J]. *Animal Behaviour*, 2009, 78(4): 777-789.
- [4] 楚天广, 杨正东, 邓魁英, 等. 群体动力学与协调控制研究中的若干问题[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(1): 86-93.
(Chu T G, Yang Z D, Deng K Y, et al. Problems in swarm dynamics and coordinated control[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(1): 86-93.)
- [5] Cavagna A, Cimarelli A, Giardina I, et al. Scale-free correlations in starling flocks[J]. *Proc of the National Academy of Sciences of USA*, 2010, 107(26): 11865.
- [6] Turgut A E, Çelikkanat H, Gökçe F, et al. Self-organized flocking in mobile robot swarms[J]. *Swarm Intelligence*, 2008, 2(2): 97-120.
- [7] 雷小康, 刘明雍, 杨盼盼. 基于邻域跟随的群集系统分群控制算法[J]. *控制与决策*, 2013, 28(5): 741-745.
(Lei X K, Liu M Y, Yang P P. Fission control algorithm for swarm based on local following interaction[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(5): 741-745.)
- [8] 刘明雍, 雷小康, 彭星光. 融合邻域自适应跟随的群集系统分群控制方法研究[J]. *西北工业大学学报*, 2013, 31(2): 250-254.
(Liu M Y, Lei X K, Peng X G. A control algorithm for flock fission based on adaptive local following interaction[J]. *J of Northwestern Polytechnical University*, 2013, 31(2): 250-254.)
- [9] Couzin I D, Laidre M E. Fission-fusion populations[J]. *Current Biology*, 2009, 19(15): 633-635.
- [10] Lee G, Chong N Y, Christensen H. Tracking multiple moving targets with swarms of mobile robots[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2010, 3(2): 61-72.
- [11] Couzin I D, Krause J, Franks N R, et al. Effective leadership and decision-making in animal groups on the move[J]. *Nature*, 2005, 433(7025): 513-516.
- [12] Nabet B, Leonard N E, Couzin I D, et al. Dynamics of decision making in animal group motion[J]. *J of Nonlinear Science*, 2009, 19(4): 399-435.
- [13] Leonard N E, Shen T, Nabet B, et al. Decision versus compromise for animal groups in motion[J]. *Proc of the National Academy of Sciences of USA*, 2012, 109(1): 227-232.
- [14] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, 21(4): 25-34.
- [15] Couzin I D, Krause J, James R, et al. Collective memory and spatial sorting in animal groups[J]. *J of Theoretical Biology*, 2002, 218(1): 1-11.
- [16] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2006, 51(3): 401-420.
- [17] Chen Z F, Liao H M, Chu T G. Clustering in multi-agent swarms via medium-range interaction[J]. *Europhysics Letters*, 2011, 96(4): 40015.
- [18] Wasserman E A, Young M E, Cook R G. Variability discrimination in humans and animals: Implications for adaptive action[J]. *American Psychologist*, 2004, 59(9): 879-890.
- [19] Bruce N D B, Tsotsos J K. Saliency, attention, and visual search: An information theoretic approach[J]. *J of Vision*, 2009, 9(3): 1-24.
- [20] Kullback S. *Information theory and statistics*[M]. New York: Dover Publications, 1997: 1-5.

(责任编辑: 齐 霖)