

doi: 10.7690/bgzd.2016.07.010

基于 Levy 飞行的蜂拥控制算法在目标跟踪中的应用

王帅磊¹, 张金春², 曹彪³, 杨芸²

(1. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空工程学院基础部, 山东 烟台 264001;
3. 海军航空工程学院基础实验部, 山东 烟台 264001)

摘要: 为解决较大区域内移动智能体对目标的跟踪问题, 提高收敛速度, 优化跟踪效果, 提出基于 Levy 飞行的蜂拥控制算法。利用 Levy 飞行的特性, 在移动智能体群体中加入搜索智能体, 采用 Levy 飞行策略对目标进行搜索, 智能体根据周围邻居和所能感知到的目标信息调整自身运动。仿真验证表明: 与不具有搜索智能体的蜂拥控制算法相比, 该模型搜索目标的速度更快, 跟踪效果更好, 适用于大区域内移动智能体的目标跟踪。

关键词: 目标跟踪; Levy 飞行; 蜂拥控制; 搜索

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Application in Target Tracking of Flocking Control Algorithm Based on Levy Flight

Wang Shuailei¹, Zhang Jinchun², Cao Biao³, Yang Yun²

(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, China;*
2. *Department of Basic Theories, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, China;*
3. *Department of Basic Experiment, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, China*)

Abstract: Considering tracking a target in large scale by mobile agents, to accelerate the convergence speed and improve tracking consequence, a flocking control algorithm based on Levy flight is proposed. Taking advantage of Levy flight, search agents are added, which can detect and search the target, and the agents adjust their motion according to information of neighbors and target. Simulation results show that the algorithm based on Levy flight can search the target faster and track it better than the traditional flocking control algorithm. The control algorithm proposed can be applied to target tracking in large scale by mobile agents.

Keywords: target tracking; Levy flight; flocking control; search

0 引言

自然界中存在着各种各样的生物群体, 如鸟群、鱼群和蜂群等。这些生物群体通过个体和局部的反应呈现出复杂的涌现现象, 称之为蜂拥行为。以 Reynolds 和 Olfati-Saber 提出的模型为代表^[1-2], 近年来, 蜂拥行为引起了生物、社会、计算机和控制等领域的大量研究, 并取得了丰硕的成果。目前的应用主要包括无人机协作、水下机器人探测以及分布式传感器网络等^[3-6]。

在目标跟踪研究中, Reza Olfati-Saber 进行了移动传感器网络环境下分布式目标跟踪^[7], 解决了动态拓扑结构下保持网络连通性的问题, 实现了目标跟踪的蜂拥控制^[2], 并讨论了移动传感器网络目标跟踪的蜂拥控制^[8]; Hung Manh La 提出了一种跟踪多目标的多智能体系统蜂拥算法^[9]和噪声环境下跟踪单目标多智能体系统的蜂拥算法^[10]; 苏厚胜等提出了一个具有多个变速度虚拟领导者的多智能体蜂拥控制算法^[11], 并解决了群体分裂的问题, 对仅有

部分个体具有目标信息的问题进行了研究; 娄柯等利用 Kalman 一致性滤波算法^[12]和保持网络连通性蜂拥控制策略, 探讨了移动传感器网络对单个移动目标的跟踪问题; 王海等^[13]提出一种融合局部自适应检测机制的分布式协同牵制蜂拥算法, 引入局部自适应追踪策略, 实现智能体的局部动态跟随运动。

已有研究中, 初始状态下智能体的位置分布一般都是随机的, 且智能体构成的网络连通性较好。而实际应用中, 在智能体分布稀疏、群体密度较小、运动范围又过大的情况下, 智能体构成的网络连通性较差, 群体运动收敛速度慢, 对目标的跟踪效果无法满足任务要求。

Levy 飞行是一种比布朗随机运动更有效的搜索策略, 通过多数短距离和少数长距离搜索, 既可以扩大搜索范围, 又能够在特定区域增强局部搜索效果^[14]。自然界中许多生物的觅食轨迹都具有 Levy 飞行的特点^[15-17]。目前, 基于 Levy 飞行的搜索策略已经成功应用到一些仿生优化算法中^[18]。

收稿日期: 2016-03-18; 修回日期: 2016-05-04

作者简介: 王帅磊(1991—), 男, 河南人, 硕士, 从事军事系统的优化与控制研究。

针对已有研究的不足, 笔者提出了基于 Levy 飞行的蜂拥控制算法。通过仿真验证, 并与不具有搜索智能体的蜂拥控制模型进行比较可知, 文中算法具有更稳定的收敛性能, 跟踪效果更好。

1 问题描述

1.1 预备知识

在 n 维平面上, 考虑 N 个移动智能体的运动, 将每个智能体视为质点, 忽略其尺寸大小的影响。第 i 个智能体的位置为 $q_i \in R^n$, 速度为 $p_i \in R^n$, 其运动方程为

$$\left. \begin{aligned} \dot{q}_i &= p_i \\ \dot{p}_i &= u_i, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 $u_i \in R^n$ 为第 i 个智能体的控制输入项。移动智能体所要跟踪的目标的运动方程为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{q}_t &= p_t \\ \dot{p}_t &= u_t \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中 $q_t \in R^n$ 和 $p_t \in R^n$ 分别为目标的位置向量与速度向量。

在任意时刻 t , 以个体 i 所在位置为中心, 感知半径 r 为邻域的半径, 则邻域内所有其他个体为 i 的邻居, 记作 $N_i(t) = \{j | \|q_i - q_j\| \leq r, j \neq i\}$, 其中 $\|\cdot\|$ 为 Euclid 范数。将智能体 i 视作网络的节点, 智能体 i 与其邻居由无向边连接, 则系统内所有节点和连边构成的网络用无向图 $G(t)$ 表示, 对应的邻接矩阵为 $A(G(t)) = [a_{ij}(t)]$, 其中

$$\left. \begin{aligned} a_{ij}(t) &= \begin{cases} 1 & j \in N_i(t) \\ 0 & j \notin N_i(t) \end{cases} \\ a_{ii}(t) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

图 $G(t)$ 的 Laplacian 矩阵为 $L(G(t)) = [l_{ij}(t)]$, 其中

$$l_{ij}(t) = \begin{cases} \sum_{i \neq j} a_{ij}(t) & i \neq j \\ -a_{ij}(t) & i = j \end{cases} \quad (4)$$

由定义可知, $L(G(t))$ 为半正定矩阵。

定义 σ 范数为 $\|z\|_\sigma = \frac{1}{\varepsilon} \left[\sqrt{1 + \varepsilon \|z\|^2} - 1 \right]$, 其中 $\varepsilon > 0$, 则 $\|z\|$ 在 $z = 0$ 处不可导而 $\|z\|_\sigma$ 非负光滑可导。引入人工势函数

$$\Psi_\alpha(z) = \int_d^z \phi_\alpha(s) ds \quad (5)$$

其中, $\phi_\alpha(z) = \rho_h(z/r_\alpha) \phi(z-d)$, $\phi(z) = \frac{1}{2} [(a+b)\sigma_1(z+c) + a-b]$, $\sigma_1(z) = \frac{z}{\sqrt{1+z^2}}$, $r_\alpha = \|r\|_\sigma$,

$0 < a < b$, $c = \frac{|a-b|}{4ab}$, 定义

$$\rho_h(z) = \begin{cases} 1, & z \in [0, h) \\ \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\pi \frac{z-h}{1-h} \right) \right], & z \in [h, 1] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

第 i 个智能体的总势能为

$$\begin{aligned} V(q_i) &= \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) = \\ &= \sum_{j \in N_i, j \neq i}^N \Psi_\alpha(\|r\|_\sigma) + \sum_{j \in N_i}^N \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $q_{ij} = q_i - q_j$ 。

Ψ_α 满足: 1) 当智能体 i 和 j 的距离 q_{ij} 趋近 0 时, 范数 $\|q_{ij}\|_\sigma \rightarrow 0$, Ψ_α 达到最大值; 2) 当距离 q_{ij} 为期望距离时, $\|q_{ij}\|_\sigma$ 为期望值, Ψ_α 达到最小值; 3) 当 $\|q_{ij}\|_\sigma > \|r\|_\sigma$ 时, Ψ_α 为很小的正常值。人工势函数 Ψ_α 如图 1 所示。

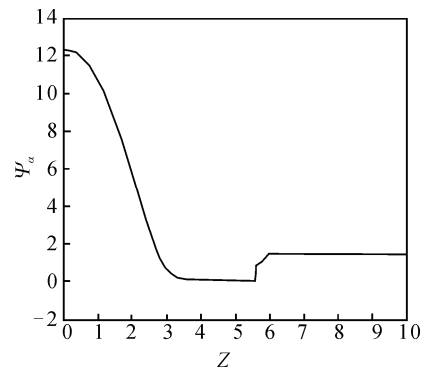


图 1 人工势函数

1.2 传统多智能体蜂拥控制模型

按照 Reynolds^[1] 提出的 3 条规则, 智能体的运动要满足: 1) 分离, 与邻域内其他智能体避免碰撞; 2) 聚合, 与其他智能体保持紧凑; 3) 速度匹配, 与其他智能体保持速度一致。根据 Olfati-Saber 提出的蜂拥控制算法^[2], 智能体的控制输入为

$$u_i = f_i^g + f_i^d + f_i^r \quad (8)$$

其中, f_i^s 是人工势函数对位置的梯度, 用于实现分离和聚合 2 条规则; f_i^d 是速度一致项, 用来保持速度一致; f_i^r 是引导反馈项, 用来实现跟踪领导者。

文中算法控制输入方程的具体形式为

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) - \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(p_i - p_j) - c_1(q_i - q_t) - c_2(p_i - p_t) + u_t. \quad (9)$$

系统总能量为智能体间的势能、智能体与目标之间的相对动能之和, 记为

$$Q = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) + c_1(q_i - q_t)^\top (q_i - q_t) + (p_i - p_t)^\top (p_i - p_t) \right]. \quad (10)$$

1.3 搜索智能体与 Levy 飞行

考虑 N 个移动智能体中有 m 个搜索智能体。文中, 当搜索智能体与目标的距离 $\|q_{it}\|_\sigma > \|r\|_\sigma$ 时, 搜索智能体以 Levy 飞行随机运动; 当 $\|q_{it}\|_\sigma \leq \|r\|_\sigma$ 时, 搜索智能体跟踪目标。Mantegna^[19]提出的生成 Levy 随机步长公式为:

$$s = \frac{w}{|v|^{1/\beta}}. \quad (11)$$

其中, 参数 w 和 v 服从正态分布: $w \sim N(0, \sigma_w^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$, 参数 $1 < \beta \leq 3$, $\Gamma(z)$ 是 gamma 函数。

参数的方差为

$$\sigma_w = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta}, \quad \sigma_v = 1. \quad (12)$$

随着系统不断演化, 系统内智能体运动的一致

$$\begin{aligned} \dot{Q} &= \sum_{i=1}^N \left[p_{it} \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) + c_1 \dot{q}_{it}^\top q_{it} + \dot{p}_{it}^\top p_{it} \right] = \sum_{i=1}^N \left[p_{it} \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) + c_1 p_{it}^\top \dot{q}_{it} + u_{it}^\top p_{it} \right] = \\ & \sum_{i=1}^N \left[p_{it} \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) + c_1 p_{it}^\top \dot{q}_{it} \right] + \sum_{i=1}^N \left[- \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) - \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(p_{it} - p_{jt}) - \right. \\ & \left. c_1 q_{it} - c_2 p_{it} \right]^\top p_{it} = \sum_{i=1}^N \left[- p_{it}^\top \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(p_{it} - p_{jt}) - c_2 p_{it}^\top p_{it} \right] = - p^\top \left[(L(t) + c_2 I_n) \otimes I_n \right] p. \end{aligned} \quad (17)$$

由 $L(t)$ 与 $H(t)$ 都是半正定矩阵, $L(t)+H(t)$ 也是半正定矩阵, 则 $\dot{Q} \leq 0$; 因此, 系统能量 Q 是一个非

程度逐渐增强, 以极化程度^[20] H 衡量, 定义

$$H = \left\| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{p_i}{\|p_i\|} \right\|. \quad (13)$$

当系统内智能体的速度指向不同方向时, $H=0$; 当智能体的速度平行时, $H=1$ 。

2 理论证明

由控制输入式 (9), 可得到如下结论:

对于一个由 N 个智能体组成, 且具有运动方程 (1) 和 (2) 的多智能体系统, 在系统初始能量 $Q(0)=Q_0$ 有限的情况下,

1) 搜索智能体与目标间的距离不大于 $\sqrt{2Q_0/c_1}$;

2) 智能体的速度将渐近收敛到目标的速度。

证明 令

$$\left. \begin{aligned} q_{it} &= q_i - q_t \\ p_{it} &= p_i - p_t \\ u_{it} &= u_i - u_t \end{aligned} \right\}, \quad (14)$$

则输入控制式 (9) 可以写为

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) - \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(p_{it} - p_{jt}) - c_1 q_{it} - c_2 p_{it} + u_t. \quad (15)$$

令 $q = \text{col}(q_1(t), q_2(t), \dots, q_N(t))$, $p = \text{col}(p_1(t), p_2(t), \dots, p_N(t))$ 。

能量 Q 可以写为

$$Q = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \Psi_\alpha(\|q_{ij}\|_\sigma) + c_1 q_{it}^\top q_{it} + p_{it}^\top p_{it} \right]. \quad (16)$$

对能量 Q 求导得到

增函数, 在初始时刻之后的任意时刻 t , 都有 $Q \leq Q_0$ 。由式 (16) 可知, 对搜索智能体, 有

$c_1 q_{it}^T q_{it} \leq 2Q_0$ ，即二者距离不超过 $\sqrt{2Q_0/c_1}$ 。

根据式 (16) 和 (17)，有 $p_{it}^T p_{it} \leq 2Q_0$ ，即 $\|p_{it}\| \leq \sqrt{2Q_0}$ ；因此， p_{it} 也是有界的。由于 $Q \leq Q_0$ 且 $\dot{Q} \leq 0$ ；因此，集合 $\Omega = \{(q, p) | Q(q, p) \leq Q_0\}$ 是一个实不变集。由 LaSalle 不变性^[21]，始于 Ω 内的每个解都会趋于最大的不变集 $S = \{(p, q) | \dot{Q}(p, q) = 0\}$ 。当 $\dot{Q} = 0$ 时，可以得到 $p_{1t} = p_{2t} = \dots = p_{Nt} = 0$ ，即 $p_1 = p_t$ ， $p_2 = p_t \dots p_N = p_t$ ，所有智能体的速度会渐进收敛到目标的速度，并形成稳定的群集运动。

3 仿真与结果分析

在二维平面上，单位长度为 1 m。考虑由 50 个智能体和 1 个目标组成的系统，其中包括 5 个搜索智能体。初始状态下，智能体和目标的位置随机分布在 $[0, 70] \times [0, 70]$ 的区域内，速度随机分布在 $[-1, 1] \times [-1, 1]$ 的区间内随机选定。智能体的感知半径为 $r=6$ ，智能体之间的期望距离为 $d=5$ 。 σ 范数中参数 $\varepsilon=0.1$ ；定义 $\rho_h(z)$ 中 $h=0.9$ ； $\phi(z)$ 中 $a=1$ ， $b=2$ ；参数 $c_1=0.1$ ， $c_2=0.2$ 。系统由初始状态开始，进行 500 步的演化。为保证仿真结果的精确性，笔者进行了 50 次仿真进行平均。

初始状态下智能体的分布如图 2 所示，在 XY 平面上，圆点代表智能体，箭头方向指示智能体的运动方向，箭头长度代表其速度大小。圆点之间的连线表示智能体之间的距离小于感知半径，两智能体互为邻居，构成网络的连边。由图 2 可以看出：初始状态下智能体的分布较为稀疏，网络连通性较差；智能体之间的速度大小和方向差异较大，分布较为随机。

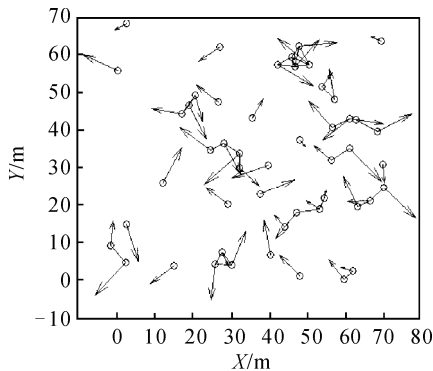
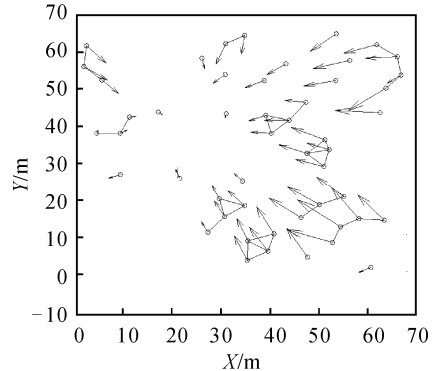
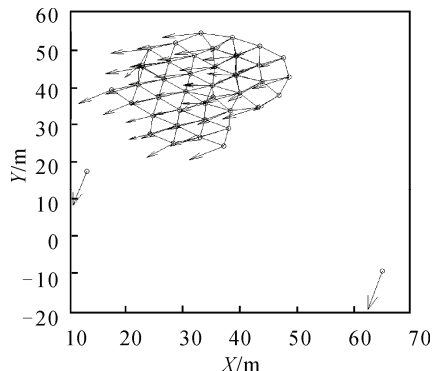


图 2 初始状态下智能体的分布

图 3 截取了仿真过程中第 15 步和第 100 步的系统状态。在第 15 步时，智能体表现出跟随目标调整速度方向和大的趋势，但速度大小的差异仍然较大，网络连通性较初始时刻有所改善；在第 100 步时，大部分智能体已经形成了规则的结构，相互之间的距离逐渐接近期望距离，智能体形成的网络连通性更好，智能体的速度大小和方向逐渐趋近目标速度。但由于初始时刻智能体分布过于稀疏，有部分智能体脱离群体，产生了“掉队”现象。



(a) 第 15 步



(b) 第 100 步

图 3 仿真第 15 步和第 100 步的系统状态

仿真进行 500 步后的结果如图 4 所示。在笔者提出的算法驱动下，绝大部分智能体能够持续跟踪目标，形成稳定的群集运动。智能体的速度大小收敛到目标速度的大小，智能体运动的方向与目标运动方向协调一致。智能体群体构成了规则的网络结构，网络连通性较好。但仍存在个别智能体的“掉队”现象。

将具有搜索智能体的模型与不具有搜索智能体的传统模型进行比较，采用同样的参数，并且都仿真 50 次进行平均，得到的比较结果如图 5。从图中可以看出：从初始时刻开始，2 种模型收敛的速度比较接近；从第 70 s 左右开始，文中提出的模型明显好于不具有搜索智能体的传统蜂拥模型；最后达到稳定状态时，文中模型的极化程度为 $H=0.9954$ ，

而不具有搜索智能体的传统模型的极化程度为 $H=0.8964$ 。因此，在智能体初始分布较为稀疏的条件下，文中提出的具有搜索智能体的模型收敛效果更好，并且极化程度更高，表明该模型对目标的跟踪效果更好。

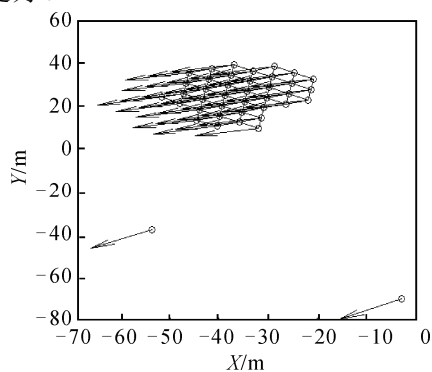


图4 仿真 500 步的系统状态

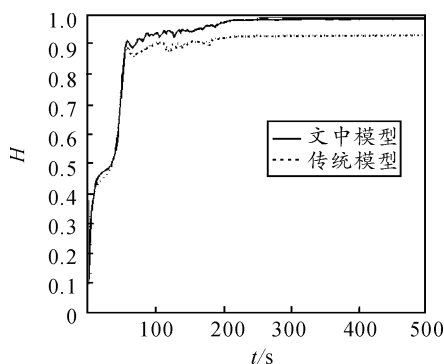


图5 文中模型与传统模型的极化程度对比

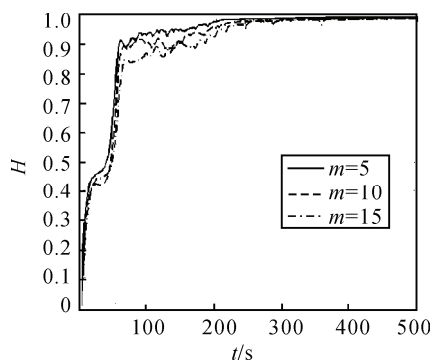


图6 搜索智能体的数量对运动收敛的影响

智能体的总数仍为 50， m 为搜索智能体的数量。调整搜索智能体在智能体群体中所占比例，对比仿真结果如图 6。当搜索智能体的数量逐渐增加时，智能体群体运动收敛的效果反而逐渐变差。这是因为在初始阶段的运动过程中，搜索智能体由于自身 Levy 飞行是一种随机运动，其速度大小和方向差异较大，数量增加反而降低了整体运动的收敛速度；因此，不能在智能体群体加入过多搜索智能体以防止运动收敛变慢甚至不利于群体运动的收

敛。搜索智能体的最优比例以及优化策略有待研究。

4 结论

针对已有蜂拥控制算法研究的不足，以智能体初始分布稀疏为前提，笔者提出了一种基于 Levy 飞行的蜂拥控制算法。通过理论分析证明了该算法能够保证智能体运动的收敛和一致，仿真结果验证了以上结论，并且文中提出的算法在收敛速度上优于不具有搜索智能体的传统模型。同时，通过仿真验证可知：在智能体初始分布较为稀疏的条件下，基于 Levy 飞行的蜂拥控制算法对目标的跟踪效果更好，对现实应用具有借鉴意义。

参考文献：

- [1] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model[Z]. ACM Siggraph Computer Graphics, 1987.
- [2] Olfati-Saber R. Flocking for Multi-Agent Dynamic Systems: Algorithms and Theory[J]. Automatic Control IEEE Transactions on, 2006, 51(3): 401-420.
- [3] Peng Huanxin, Liu Bin, Yin Jianguo. Modified Flocking Control Algorithm Avoiding Obstacles with Virtual Leader[Z]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 475.
- [4] Dong H, Kang Y, Yang X, et al. Flocking control of mobile autonomous agents via fuzzy logic approach[C]// Information Technology in Medicine and Education (ITME), 2012 International Symposium on. IEEE, 2012: 1065-1069.
- [5] Peng H X, Yin J G, Liu B. Flocking Control Algorithm with Communication Time-Delay[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 475-476; 652-655.
- [6] Li Zhongkui, Liu Xiangdong, Ren Wei, et al. Distributed Tracking Control for Linear Multiagent Systems With a Leader of Bounded Unknown Input[J]. Automatic Control IEEE Transactions on, 2013, 58(2): 518-523.
- [7] Olfati-Saber R. Distributed Tracking for Mobile Sensor Networks with Information-Driven Mobility[C]// American Control Conference. IEEE, 2007: 4606-4612.
- [8] Olfati-Saber R, Jalalkamali P. Coupled Distributed Estimation and Control for Mobile Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(10): 2609-2614.
- [9] La H M, Sheng W. Moving Targets Tracking and Observing in a Distributed Mobile Sensor Network[C]// Conference on American Control Conference. 2009: 3319-3324.
- [10] La H M, Sheng W. Flocking Control of Multiple Agents in Noisy Environments[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. 2010: 4964-4969.
- [11] Su H, Wang X, Yang W. Flocking in multi-agent systems with multiple virtual leaders[J]. Asian Journal of Control, 2008, 10(2): 238-245.

[12] 娄柯, 崔宝同, 李纹. 基于蜂拥控制的移动传感器网络目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2013(11): 1637-1642.

[13] 王海, 罗琦, 徐腾飞. 融合局部自适应追踪的多目标牵制蜂拥算法[J]. 计算机应用, 2014(12): 3428-3432.

[14] 严小飞, 叶东毅. 基于 Levy 飞行的改进菌群觅食算法[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(3): 124-132.

[15] Edwards A M, Phillips R A, Watkins N W, et al. Revisiting Lévy flight search patterns of wandering albatrosses, bumblebees and deer[J]. Nature, 2007, 449(7165): 1044-1048.

[16] Reynolds A M, Frye M A. Free-flight odor tracking in drosophila is consistent with an optimal intermittent scale-free search[J]. PloS one, 2007, 2(4): e354.

[17] Mercadier N, Guerin W, Chevrollier M, et al. Lévy flights

of photons in hot atomic vapours[J]. Nature Physics, 2009, 5(8): 602-605.

[18] Yang X S, Deb S. Cuckoo Search via Lévy flights[C]// Nature & Biologically Inspired Computing, 2009. NaBIC 2009. World Congress on. IEEE, 2009: 210-214.

[19] Mantegna R N. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of Levy stable stochastic processes[J]. Physical Review E, 1994, 49(5): 4677-4683.

[20] Andrea C, Alessio C, Irene G, et al. Scale-free correlations in starling flocks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2010, 107(26): 11865-11870.

[21] Khalil H K. Nonlinear Systems Third Edition[Z]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2002, 2002.

(上接第 3 页)

3) 从事件表取出满足执行条件的第一个事件, 作为当前事件。如果满足以下 4 个条件中的任意一个: ① 当前事件有断点标志; ② 满足断点的触发条件; ③ 系统处于单步执行状态; ④ 系统处于暂停状态, 则转入步骤 4), 否则转入步骤 5)。

4) 这一步是干预的具体操作。此时仿真处于暂停状态, 可以直接进行类型 I 和类型 II 的干预, 其中类型 II 是针对当前事件的事件处理参数进行修改, 也可以根据需要进行不干预, 而是继续在合适的位置设置断点(事件表设断点、设断点触发条件)。具体的选择根据实际情况而定。

5) 仿真时钟推进到当前事件发生的时刻。

6) 进入当前事件的事件处理过程, 过程中会产生新的事件并插入事件表。如果之前的干预内容是类型 II, 则事件处理过程的结果将会发生变化。

7) 将当前事件从事件表中删除, 并重新排序。如果事件表为空则仿真结束, 否则转至步骤 3)。

步骤 3)~7)是一个循环过程, 表示加入人为干预后, 仿真过程中一个事件的完整周期。

4 结束语

笔者从人为干预的内容、干预的方式和干预后的仿真流程等方面进行了研究, 达到了通过观察仿真态势, 在合适时机暂停仿真进程后, 调整作战计划仿真中的事件及事件处理参数的目的, 为分析类作战仿真引入人为干预提供了基本思路。

参考文献:

[1] 胡晓峰. 战争复杂系统仿真分析与实验[M]. 北京: 国防大学出版社, 2008: 15.

[2] 胡晓峰. 作战模拟术语导读[M]. 北京: 国防大学出版社, 2004: 477-478.

[3] 刘兴堂. 仿真科学技术及工程[M]. 北京: 科学出版社, 2013: 177.

[4] 李京, 王子明, 李冬. 基于 DEVS 的作战指挥行为建模研究[J]. 兵工自动化, 2014, 33(8): 11-15.

[5] 许瑞明. 作战建模与仿真[M]. 北京: 军事科学出版社, 2012: 40-41.