

# 基于元胞自动机的蜂群无人机故障影响模型

黄金龙, 程月华, 姜斌<sup>†</sup>, 杨洋, 汪志军

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

**摘要:** 基于固定翼无人机飞行特性以及蜂群无人机控制策略, 针对无人机控制器遭受恶意攻击的情形, 采用时序网络与元胞自动机理论分析蜂群无人机故障影响机理. 首先, 通过时序网络分析蜂群无人机拓扑网络的变化情况, 提出基于跳数的故障传播路径的确定方法; 其次, 考虑蜂群无人机状态信息, 建立符合蜂群无人机特征的元胞对象, 同时基于局部信息交互原则, 确定元胞自动机的状态演变规则, 并依据近邻信息对无人机控制律的影响, 提出矢量投影法来确定故障影响权值, 辨识出各无人机故障影响程度的动态变化情况; 最后, 建立仿真模型, 利用预测与实际故障影响程度结果, 基于 DCG 算法与模式距离验证所建故障影响模型的有效性.

**关键词:** 蜂群无人机; 故障影响; 元胞自动机; 控制器故障; 时序网络; 故障传播

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0910

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 黄金龙, 程月华, 姜斌, 等. 基于元胞自动机的蜂群无人机故障影响模型[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 103-111.

## Fault influence model of swarm UAVs based on cellular automata

HUANG Jin-long, CHENG Yue-hua, JIANG Bin<sup>†</sup>, YANG Yang, WANG Zhi-jun

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Based on the flight characteristics and the control strategy of UAVs with fixed wings, the temporal network and the cellular automata theory are used to analyze the failure influence mechanism of the swarm UAV in the case of malicious attack to controllers. Firstly, the change of the topology network of the swarm UAV is studied by the temporal network, and a method based on hop number is then proposed to determine the fault propagation path. Secondly, utilizing the status information of the swarm UAV, the cellular object that satisfies the characteristics of the swarm UAVs is established. Based on the principle of local information interaction, the state conversion rules are determined so that the dynamic change of the influence degree of UAVs failure can be identified, by which the weights of failure influence are determined using the vector projection method according to the influence of the neighbour information on the control law of a UAV. Finally, after building a simulation model, the prediction results compared with the actual fault influence degree are obtained via the DCG algorithm and model distance, which verifies the effectiveness of the proposed fault influence model.

**Keywords:** swarm UAV; fault influence; cellular automata; controller failure; temporal network; fault propagation

## 0 引言

由于单架无人机能力有限, 难以完成复杂的任务, 蜂群无人机成为当前的研究热点<sup>[1]</sup>. 然而, 在规模日趋增大的蜂群无人机系统中, 如果其中某架无人机遭受恶意攻击发生故障, 则因群体内部的交互性会导致故障影响逐级传播, 将威胁整个群体的正常工作<sup>[2-3]</sup>.

针对故障传播问题, 目前的研究方法主要基于图论、贝叶斯网络以及复杂网络等模型展开. 基于图论的方法可以通过直观的结构特征描述故障传播过

程. 文献[4]使用petri网对于柴油机的故障情况进行建模, 通过萤火虫算法对BP神经网络进行优化, petri网与神经网络相结合使得故障诊断的精度大幅提升. 文献[5]提出将故障树与模糊推理相结合的故障分析方法, 通过建立有向图模型来确定系统单元的故障传播顺序, 并采用模糊推理确定故障源. 文献[6]基于键合图模型建立了高铁牵引系统的故障传播模型, 系统中各变量的因果关系一目了然, 并用所建立的模型对高铁系统进行了危害评估, 结果显示键合图模型可以很好地表征故障传播路径. 基于图论<sup>[7-9]</sup>的故障

收稿日期: 2021-05-23; 录用日期: 2021-09-10.

基金项目: 中央高校基础科研业务费专项资金项目(NZ2020003).

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn.

传播模型可以直观显示系统结构,但也存在故障冗余解多、计算效率低等问题.文献[10]为了识别工业系统中的故障传播路径,提出考虑父节点的贝叶斯网络故障路径的追踪方法,该方法根据二分法和条件概率分解,通过逐步推理最终追溯出网络中故障传播路径.基于贝叶斯网络的故障传播模型<sup>[11-12]</sup>是通过条件概率定义节点间的关系强度,其计算结果受先验知识影响较大,从而导致不够准确.文献[13]提出了一种基于复杂网络理论构建层次符号有向图网络模型的方法,利用层次分析法将系统划分为多个子系统,再通过Leader Rank算法识别子系统中的重要节点,能够有效提高关键节点识别的准确性,提高系统的安全稳定性.文献[14-15]将航空发动机抽象为一个复杂网络,利用网络中节点中心性等性质,将故障传播类比为负载的分配,根据Dijkstra算法获得故障传播路径.为克服复杂网络仅适用于静态拓扑的缺点,文献[16-17]利用时序网络分析拓扑结构的动态变化情况,观察节点的故障信息.基于复杂网络或时序网络的故障传播模型将实际系统抽象为复杂网络,能够辨识故障源并降低传播问题研究的复杂性,但往往仅考虑拓扑而忽略系统状态,导致诊断精度较差.基于元胞自动机的故障传播模型<sup>[18-20]</sup>可以依据自身动力学模型以及状态信息,更新每个单元网格的状态,因而具备模拟大型复杂系统的能力.

就目前故障影响研究而言,其主要针对个体间信息传递关系明确的系统,但蜂群无人机系统基于局部信息交互,拓扑网络动态变化并且影响过程与无人机飞行状态密切相关,因而现有的故障影响研究方法无法适用.因此,本文在图论模型的基础上,引入时序网络与元胞自动机模型描述蜂群无人机动态拓扑结构以及状态演化信息,分析其故障传播路径与故障影响程度的变化情况.

## 1 蜂群无人机故障影响问题描述

### 1.1 蜂群无人机系统模型

将固定翼无人机看成质量不变的刚体,则在三维空间中其飞行状态可以用质点模型描述<sup>[21-22]</sup>,即

$$\begin{cases} \dot{x}_i = V_i \cos \gamma_i \cos \chi_i, \\ \dot{y}_i = V_i \cos \gamma_i \sin \chi_i, \\ \dot{z}_i = V_i \sin \gamma_i, \\ \dot{V}_i = \frac{T_i - D_i}{m_i} - g \sin \gamma_i, \\ \dot{\gamma}_i = \frac{L_i \cos \Phi_i - m_i g \cos \gamma_i}{m_i V_i}, \\ \dot{\chi}_i = \frac{L_i \sin \phi_i}{m_i V_i \cos \gamma_i}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 为无人机的编号, $m_i$ 为无人机 $i$ 的质量, $g$ 为重力加速度, $x_i, y_i, z_i$ 分别为无人机 $i$ 的位置在3个坐标轴上的分量, $V_i, T_i, D_i$ 分别为无人机 $i$ 的速度、发动机推力、受到的阻力, $\gamma_i, \chi_i, \Phi_i$ 分别为无人机 $i$ 的爬升角、航向角和滚转角.固定翼无人机坐标系模型如图1所示.

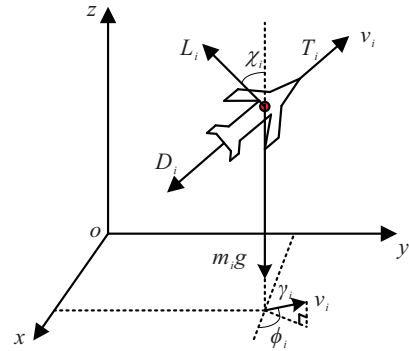


图1 固定翼无人机坐标系模型

对无人机质点模型进行变换,可以得到如下所示的系统模型:

$$\begin{cases} \ddot{x}_i = u_{xi}, \\ \ddot{y}_i = u_{yi}, \\ \ddot{h}_i = u_{hi}. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $u_{xi}, u_{yi}$ 和 $u_{hi}$ 为第 $i$ 架无人机的虚拟控制输入量,则执行器指令与虚拟控制量的转换关系可以描述为

$$\begin{cases} \Phi_i = \tan^{-1} \left( \frac{u_{yi} \cos \chi_i - u_{xi} \sin \chi_i}{(u_{hi} + g) \cos \gamma_i - \zeta \sin \gamma_i} \right), \\ L_i = m_i \frac{(u_{hi} + g) \cos \gamma_i - \zeta \sin \gamma_i}{\cos \Phi_i}, \\ T_i = m_i [(u_{hi} + g) \sin \gamma_i + \zeta \cos \gamma_i] + D_i, \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\zeta = u_{xi} \cos \chi_i + u_{yi} \sin \chi_i$ .

为保证蜂群无人机在正常情形下能够保持连通性,最终达到稳定状态,结合蜂拥控制方法,无人机的状态反馈控制律<sup>[23]</sup>

$$u_i = u_i^q + u_i^p = \sum_{j \in N_i} \phi_\alpha(\|q_j - q_i\|_\sigma) n_{ij} + \sum_{j \in N_i} a_{ij}(q)(p_j - p_i). \quad (4)$$

其中: $q_i = [x_i, y_i, z_i]'$ ,  $p_i = [V_i \cos \gamma_i \cos \chi_i, V_i \cos \gamma_i \sin \chi_i, V_i \sin \gamma_i]'$ , 分别表示无人机 $i$ 的位置和速度量; $N_i$ 为无人机 $i$ 的邻居集合; $\phi_\alpha$ 为非负光滑可导的势能函数; $\sigma$ 为范数; $a_{ij}(q)$ 为蜂群无人机系统通信拓扑邻接矩阵中的元素; $n_{ij}$ 为方向矢量.

蜂群无人机系统中的个体与相对距离小于最大通讯距离的邻居无人机进行位置与速度信息的交互,从而在正常状态时在空间中呈松散、耦合的形式分

布. 通过蜂拥控制,可以保证蜂群无人机系统协调一致并保持网络连通性,实现速度与位置匹配,使整体呈现有序的群体飞行.

### 1.2 蜂群无人机故障描述

蜂群无人机在大规模作战时,其软肋主要集中在通信网络上,蜂群无人机在正常执行任务时十分依赖无线电通信、卫星导航等技术的使用. 由于蜂群无人机通信网络与无线传感器网络类似,参考无线传感器网络中的恶意攻击行为,故障发生的原因不仅与部件有关,可能还会遭受外来的、人为主导的、目标明确的攻击<sup>[24]</sup>.

本文考虑的故障形式为:故障个体控制器被恶意修改为  $u_i = \alpha_1(q_i - q_j) - \alpha_2(p_i - p_j)$ ,其中个体  $j$  为故障个体  $i$  的邻居,  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  为常数,即故障个体朝着邻域内的某一个邻居运动,甚至可能造成集群内个体的碰撞,如图2所示.

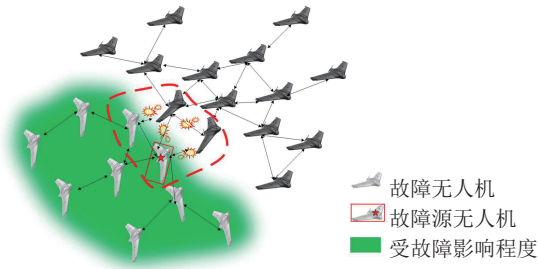


图2 蜂群无人机故障情形

针对上述故障形式,采用局部相对距离的偏差作为实际故障程度值的评价标准,即个体  $i$  在  $t$  时刻的实际故障程度值表示为

$$P_i(t) = \frac{\int_{t_0}^t \sum_{j \in N_i} \|d_{ij} - \bar{R}\| \mu(t) dt}{\bar{R}(t - t_0)}. \quad (5)$$

其中:  $t_0$  为故障发生时刻,  $d_{ij}$  为个体  $i$  与  $j$  间的相对距离,  $\bar{R}$  为集群个体间的期望相对距离.

$$\mu(t) = \begin{cases} e^{-\beta(t-t_0)}, [A(t) - A(t_0)]_{ij} > 0; \\ 1, [A(t) - A(t_0)]_{ij} = 0; \\ 1 - e^{-\beta(t-t_0)}, [A(t) - A(t_0)]_{ij} < 0. \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $\beta$  为常数,  $[A(t) - A(t_0)]_{ij}$  表示  $t$  时刻与  $t_0$  时刻邻接矩阵第  $i$  行、第  $j$  列的相对变化情况. 当故障个体从集群中分离出去后,故障的影响并不是直接消失,集群中剩下个体需要一段时间后才能达到新的稳定状态. 同样,当故障个体对一个集群产生影响时,也需要经过一段时间才会影响到集群中的其他个体.

### 1.3 蜂群无人机故障影响特性

蜂群无人机故障影响状态与其控制器直接相关. 如图3(a)所示,蜂群无人机中所有个体的状态已

经达到一致性,且无人机之间的相对距离保持在期望的相对距离范围内. 当个体  $i$  遭受恶意攻击时,其控制器发生改变,从而造成个体  $i$  的状态偏离一致性目标,如图3(b)所示. 由蜂拥控制形式可知,个体  $i$  的邻居  $j$  在接收其发送的信息后,因其状态与正常值并不一致,所以  $u_j$  发生改变,从而导致个体  $j$  也偏离一致性状态,如图3(c)所示.

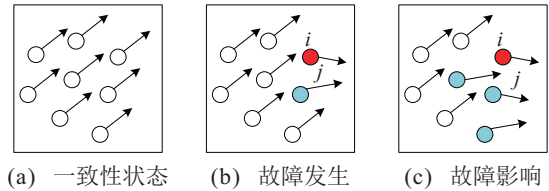


图3 故障影响过程

蜂群无人机故障影响过程存在以下特性:

- 1) 故障传播需要一定时间. 故障源首先会影响与其直接交互的个体,使得这些个体的状态发生改变;然后,这些个体又会影响它们的邻居,从而造成故障在整个集群中传播.
- 2) 蜂群无人机个体间存在信息交互,个体受故障影响程度与其邻居的状态相关.
- 3) 故障源对其周围邻居的影响程度存在区分. 若与其中某个邻居交互的个体中正常个体的数量远远多于故障个体,则该邻居所受故障影响程度相对较小;反之则较大.

## 2 基于时序网络的蜂群无人机拓扑结构

蜂群无人机在执行任务或遭受恶意攻击时,其网络拓扑会随时间动态变化,传统针对静态网络的复杂网络理论不足以描述拓扑变化时的影响过程,故需要综合考虑时间因素,引入时序网络模型进行分析.

### 2.1 蜂群无人机时序网络模型

静态网络中,可以用一个二元组  $G = \{v, e\}$  来定义一个系统的拓扑关系,如图4所示. 其中:  $v = \{v_1, v_2, \dots\}$  为节点集,代表不同无人机的编号;  $e = \{e_1, e_2, \dots\}$  为边集,代表无人机间的通信链路.

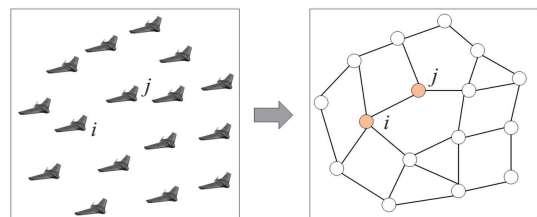


图4 蜂群无人机拓扑图

时序网络中,边集  $e$  的元素加入时间约束,即用一个四元组  $(i, j, t, \delta t)$  表示个体  $i$  与个体  $j$  在  $[t, t + \delta t]$  时间段内存在交互. 将时序网络的观察期  $[t_1, t_1 + T]$  分

成  $M$  个时间窗口, 每个时间窗口的长度  $\Delta t = T/M$ , 则可以得到  $M$  个连续、等长且不重叠的时间窗口  $\{[t_1, t_1 + \Delta t), [t_2, t_2 + \Delta t), \dots, [t_M, t_M + \Delta t)\}$ , 其中  $t_i = t_1 + (i - 1)\Delta t$ . 在某个时间窗口  $[t_m, t_m + \Delta t)$ , 如果一个交互  $(*, *, \tau_i, \delta\tau_i)$  满足以下3个条件之一:

$$\begin{cases} t_m \leq \tau_i < t_m + \Delta t, \\ t_m \leq \tau_i + \delta\tau_i < t_m + \Delta t, \\ \tau_i < t_m < t_m + \Delta t \leq \tau_i + \delta\tau_i, \end{cases} \quad (7)$$

则认为节点  $i$  与节点  $j$  之间存在一条连边, 将所有连边集中在一起构成边集, 则图  $G_m = (v, e_m)$  为时序网络  $G$  在时间窗口  $[t_m, t_m + \Delta t)$  的快照. 快照序列  $\{G_1, G_2, \dots, G_M\}$  中的每一个元素都是时序网络  $G$  在某个时间窗口的快照, 如图5所示.

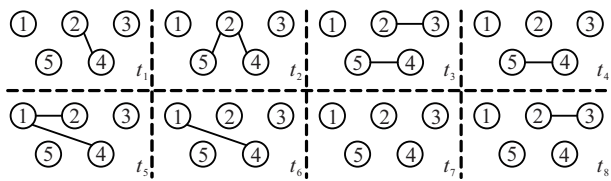


图5 时序网络快照序列

时序网络中, 每一个快照  $G_m = (v, e_m)$  可以用一个邻接矩阵  $A[t_m]$  表示, 如果节点  $i$  和节点  $j$  在  $[t_m, t_m + \Delta t)$  时间段内存在交互,  $e_{ij}(t_m) \in e_m$ , 则邻接矩阵  $A[t_m]$  中的元素  $a_{ij}(t_m) = 1$ , 否则  $a_{ij}(t_m) = 0$ . 因此, 蜂群无人机时序网络快照序列  $\{G_1, G_2, \dots, G_M\}$  可以用二维邻接矩阵序列  $\{A[t_1], A[t_2], \dots, A[t_M]\}$  表示.

### 2.2 故障传播路径的确定

由蜂拥控制的形式可知, 故障影响是通过无人机之间局部信息交互的方式传播的, 那么以故障源个体为中心, 故障将经过邻居之间的信息交互一层层扩散到集群中的其他个体. 针对本文的蜂群无人机对象, 根据故障影响特性确定故障传播方向的原则如下.

1) 规则1: 蜂拥控制使得无人机只与近邻交互, 故通过 Dijkstra 算法获得任意两节点间的最小跳数, 作为判断故障传播方向的标准.

2) 规则2: 传播方向的评判标准是“低跳数节点向高跳数节点传播”.

3) 规则3: 同跳数节点之间不存在传播行为, 若其存在传播行为, 则无法解释传播的先后顺序, 加大了分析的困难.

图6所示为蜂群无人机在时间窗口  $[t_m, t_m + \Delta t)$  的快照, 假设无人机  $i_1$  为故障源, 则与无人机  $i_1$  直接相连的  $i_2, i_3, i_4, i_5$  的跳数为1, 无人机  $i_6, i_7, i_8, i_9,$

$i_{10}, i_{11}$  的跳数为2, 无人机  $i_{12}, i_{13}, i_{14}, i_{15}$  的跳数为3. 传播方向的评判标准是“低跳数节点向高跳数节点传播”, 故障的传播方向已在图6中显示. 例如, 故障只会沿着  $i_4 \rightarrow i_7$  传播, 不会存在  $i_7 \rightarrow i_4$  传播的现象, 并且同跳数(如无人机  $i_2, i_3, i_4, i_5$ ) 之间不存在传播行为.

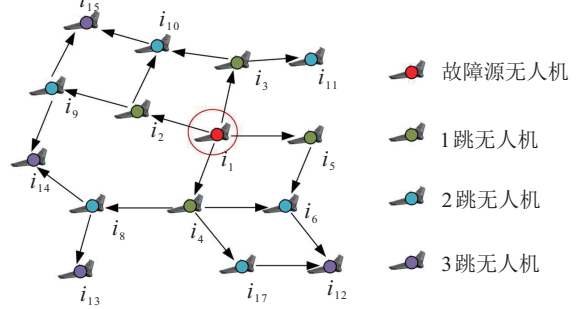


图6 蜂群无人机故障传播路径

当无人机发生故障时, 可以依据跳数快速对蜂群无人机进行分类, 并且根据“低跳数节点向高跳数节点传播”的标准, 蜂群无人机中的风险传播路径可以快速被识别出来.

## 3 基于元胞自动机的蜂群无人机受故障影响程度描述

元胞自动机模型在处理故障传播问题时能有效结合无人机状态信息, 并且其邻居定义有助于描述无人机个体间通信关系, 对于模拟强耦合、非线性的蜂群无人机系统具有较大优势. 因此, 在确定无人机故障传播路径的基础上, 结合蜂群无人机状态数据利用元胞自动机模型确定元胞状态形式以及演变规则, 分析各无人机故障影响程度的变化情况.

### 3.1 蜂群无人机的元胞自动机模型

由固定翼无人机与二阶系统之间的转换关系可知, 二阶模型中位置速度的变化是由固定翼无人机模型中空速、爬升角和航向角的变化造成的. 因此, 为符合蜂群无人机特征, 定义元胞的状态与无人机的空速  $V$ 、爬升角  $\gamma$ 、航向角  $\chi$  以及一致性的状态相关, 将这3个量的偏差归一化后得到元胞的状态表达形式. 则定义元胞  $i$  在初始时刻的状态为

$$S_i(t_0) = \alpha_1 \frac{\|V_i - \bar{V}\|}{V_{\max} - V_{\min}} + \alpha_2 \frac{\|\gamma_i - \bar{\gamma}\|}{\gamma_{\max} - \gamma_{\min}} + \alpha_3 \frac{\|\chi_i - \bar{\chi}\|}{\chi_{\max} - \chi_{\min}}. \quad (8)$$

其中:  $V_i, \gamma_i, \chi_i$  为无人机  $i$  在  $t_0$  时刻的速度、爬升角和航向角,  $\bar{V}, \bar{\gamma}, \bar{\chi}$  为蜂群无人机达到一致性时的空速、爬升角和航向角,  $V_{\max}, V_{\min}$  为空速的最大值与最小值,  $\gamma_{\max}, \gamma_{\min}$  为爬升角的最大值与最小值,  $\chi_{\max},$

$\chi_{\min}$  为航向角的最大值与最小值。

由固定翼无人机模型可知, 空速  $V$ 、爬升角  $\gamma$  和航向角  $\chi$  之间存在耦合关系, 故元胞状态中空速的偏差、爬升角的偏差以及航向角的偏差占故障程度值的比重无法确定, 难以从解析法的角度得到  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  三个参数之间的关系。由 1.2 节对蜂群无人机故障情形的分析可知, 实际故障程度值可以通过蜂群无人机的状态获得, 则本节考虑利用实际故障程度的数据, 通过最小二乘法得到空速的偏差、爬升角的偏差以及航向角的偏差与故障程度值之间的关系, 从而确定  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  三个参数的值。

故障无人机偏离群一致性状态越大时, 其元胞状态值越大, 因此采用元胞状态值表征无人机故障影响程度值。

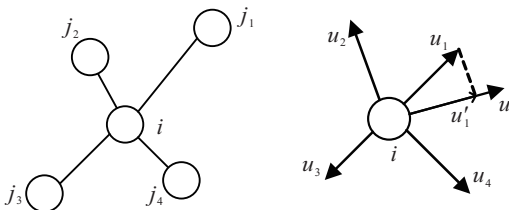
### 3.2 元胞状态演化规则的确定

蜂群无人机中的个体通过与邻居个体之间的信息交互实现一致性, 由蜂拥控制的形式可知, 无人机下一时刻的状态不仅与该无人机当前的状态有关, 还与其邻居当前的状态相关。将元胞状态演化规则定义为

$$S_i(t+1) = S_i(t) + \sum_{j \in N_i} \beta_j S_j(t). \quad (9)$$

其中:  $\beta_j$  是一个与控制输入相关的参数, 表示不同相对距离的邻居对无人机  $i$  的故障影响是不同的, 可由矢量投影法求得。

如图 7(a) 所示, 仅考虑距离反馈时, 若无人机  $i$  与  $j_2$ 、 $j_4$  之间的相对距离小于期望距离, 则无人机  $i$  会朝着远离  $j_2$ 、 $j_4$  的方向运动; 若无人机  $i$  与  $j_1$ 、 $j_3$  之间的相对距离大于期望距离, 则无人机  $i$  会朝着  $j_1$ 、 $j_3$  的方向运动。如图 7(b) 所示, 其中  $u_1$ 、 $u_2$ 、 $u_3$ 、 $u_4$  分别表示不同邻居对无人机  $i$  的控制输入  $u$  的分量。对于无人机  $i$  的控制输入进行分析, 可以确定邻居无人机对无人机  $i$  的影响权值  $\beta_j$ 。



(a) 无人机  $i$  及其邻居 (b) 无人机  $i$  控制输入矢量分析

图 7 蜂群无人机故障影响分析

定义无人机  $j_1$  对无人机  $i$  的故障影响权值为

$$\beta_{j_1} = \frac{u'_1}{\sum_{k \in N_i} u'_k}. \quad (10)$$

其中:  $u'_1$  表示无人机  $j_1$  对无人机  $i$  的控制输入分量  $u_1$  在  $u$  方向上的矢量投影, 即

$$u'_1 = u_1 \cos \langle u, u_1 \rangle. \quad (11)$$

当集群中有个体发生故障时, 首先会使自身的状态(包括速度、爬升角和航向角)发生改变, 由于集群中无人机的一致性控制需要邻居的信息, 故障个体会通过信息交互使得其他个体的状态也发生改变。同时, 蜂拥控制表明无人机状态的改变与其近邻无人机之间的状态信息有关, 如不同距离的邻居的影响是不同的。

### 3.3 故障影响模型准确性评估

#### 3.3.1 折损累计收益算法

基于元胞自动机模型, 可以获得各个时刻每架无人机预测的故障影响程度排序, 将 1.2 节中定义的蜂群无人机实际故障影响程度的排序作为正确结果, 对这两者进行降序排序, 可以获得各无人机预期与实际受故障影响程度的无人机编号排序  $l_p$  和  $l_r$ , 通过对  $l_p$ 、 $l_r$  的结果进行分析比较, 可以验证故障影响模型的准确性。

折损累计收益(discounted cumulative gain, DCG)算法相较于其他排序算法多考虑了位置因素, 即位置较后的排序结果对最后的影响应该有所打折。一个有  $n$  个结果的排序  $l_p$  的 DCG 定义为

$$\text{DCG} = \sum_{i=1}^n \frac{\text{rel}_i}{\log_2(i+1)}. \quad (12)$$

其中:  $\text{rel}_i$  为序列  $l_p$  中第  $i$  个结果的得分, 采用错序值进行定义, 即

$$\text{wsv}(i) = |i - \arg_j(l_r(j) = l_p(i))|, \quad (13)$$

$$\text{rel}_i = \text{wsv}_{\max} - \text{wsv}(i). \quad (14)$$

$\text{wsv}(i)$  表示第  $i$  个排序结果的错序值,  $\text{wsv}_{\max}$  为序列  $l_p$  的最大错序值,  $l_p(i)$  为序列  $l_p$  中第  $i$  个元素值。在此基础上引入归一化折损累计收益(normalized discounted cumulative gain, NDCG)的概念来衡量最终排序结果的准确性, 其定义如下:

$$\text{NDCG} = \frac{\text{DCG}}{\text{IDCG}}, \quad (15)$$

其中 IDCG 表示排序完全正确时能够获得的最大 DCG 值。NDCG 的值处在  $[0, 1]$  范围内, 其值越接近 1 说明预测故障影响程度的排序越接近实际排序结果, 故障影响模型越准确。

#### 3.3.2 时间序列相似性评估

针对故障影响模型, 不仅要评估每个时刻预测序列的准确性, 还要评估每架无人机受故障影响程度变化趋势的准确性。对于两个量纲并不一致的时间序

列而言,引入模式距离来作为时间序列相似性的衡量指标. 对于一个时间序列而言,其模式总共包含3种,即上升、不变与下降,分别对应 $\{1, 0, -1\}$ 三个值.

对于两个时间序列 $l_1, l_2$ ,用模式可表示为

$$l_1 = \{(m_{11}, t_1), \dots, (m_{1k}, t_k)\}, \quad (16)$$

$$l_2 = \{(m_{21}, t_1), \dots, (m_{2k}, t_k)\}. \quad (17)$$

其中: $m$ 为时间序列模式值, $t$ 为相应时刻.

两条时间序列的相似度定义如下:

$$D_{l_1, l_2} = \sum_{i=1}^k t_{wi} |m_{1i} - m_{2i}|. \quad (18)$$

其中: $t_{wi} = t_i/t_k, t_i$ 为第 $i$ 个模式所跨越的时间长度, $t_k$ 为总时间长度. 显然相似度 $D_{l_1, l_2}$ 的值越接近于0,表示两个时间序列越相似.

## 4 仿真结果与分析

### 4.1 仿真条件

初始时刻20架无人机分布在水平的矩形区域内,如图8所示. 仿真过程中的参数设置如表1所示.

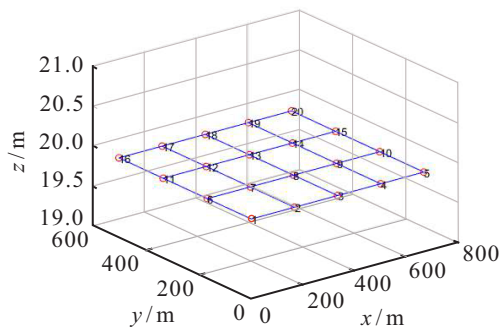


图8 蜂群无人机初始构型

表1 蜂群无人机参数设置

蜂群无人机参数	参数设置
初始区域范围/m	$x : [0, 800], y : [0, 600], z : 20$
蜂群无人机数量/架	$N = 20$
蜂群无人机初始状态	初始速度大小和方向随机
通信半径/m	$R_c = 200$
期望相对距离/m	$\bar{R} = 120$
最大空速值/(m/s)	$V_{max} = 50$

### 4.2 仿真结果

仿真时间为 $0 \sim 200$ s,在 $t = 100$ s时给无人机8注入1.2节中描述的控制器故障形式,使8号无人机跟踪其邻居3号无人机的状态. 故障的影响时间为50s,仿真过程中蜂群无人机的速度、相对距离变化曲线如图9~图12所示. 100s时蜂群无人机中所有个体已经达到一致性状态,无人机之间的相对距离保持在120m. 在100s时给无人机8注入故障,使得集群原有一致性状态被打破,并在10s后蜂群无人机开始发生分裂,分裂构型如图13所示.

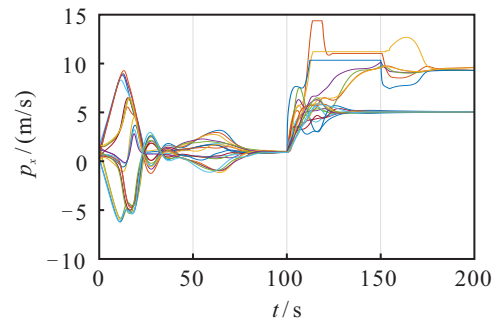


图9 蜂群无人机 $x$ 方向速度曲线

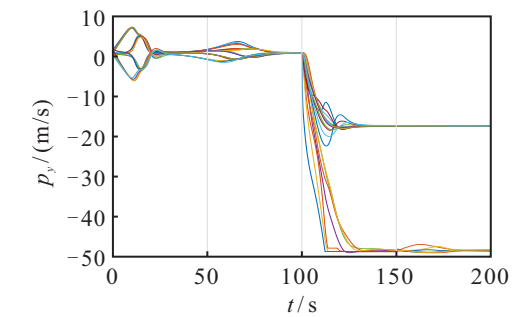


图10 蜂群无人机 $y$ 方向速度曲线

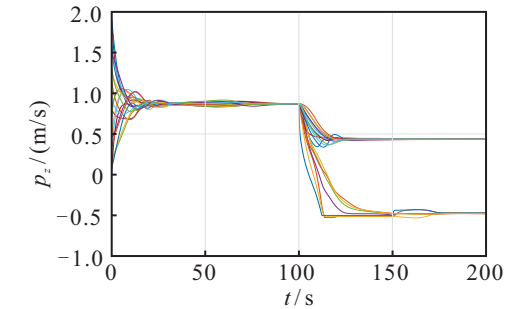


图11 蜂群无人机 $z$ 方向速度曲线

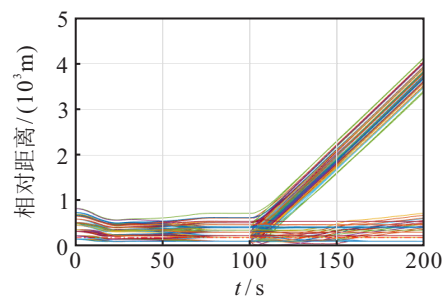


图12 蜂群无人机相对距离曲线

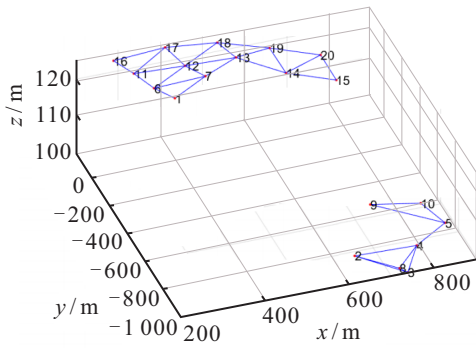
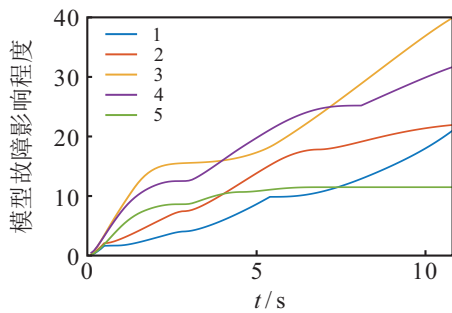


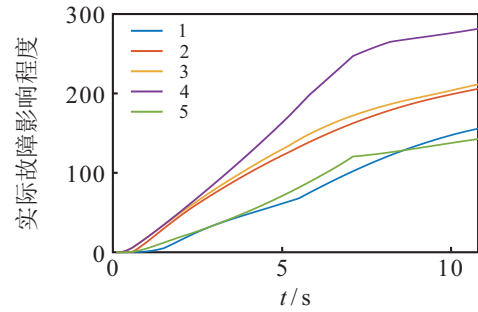
图 13 蜂群无人机分裂构型

故障影响模型预测的影响程度曲线如图 14 所示,选取蜂群无人机分裂之前的故障影响状况进行分析. 由于故障源跟踪 3 号无人机, 3 号无人机的故障影响程度从故障刚开始时就比较大, 且与其进行局部交互的其他无人机受故障影响程度也相应快速增加. 采用 1.2 节中实际故障影响程度公式进行计算, 其结果曲线如图 15 所示.

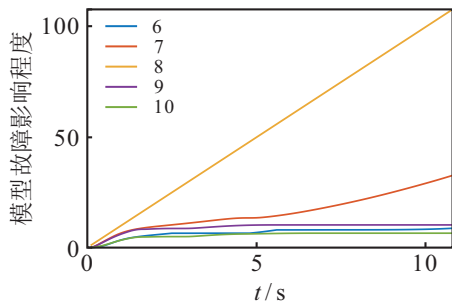
通过 DCG 法对基于元胞自动机的故障影响模型的预测曲线中每个时刻的预测序列排序, 与蜂群无人机故障后实际偏差曲线中每个时刻的序列排序进行



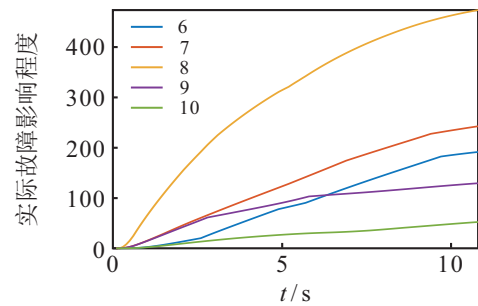
(a) 1号~5号无人机预测影响程度



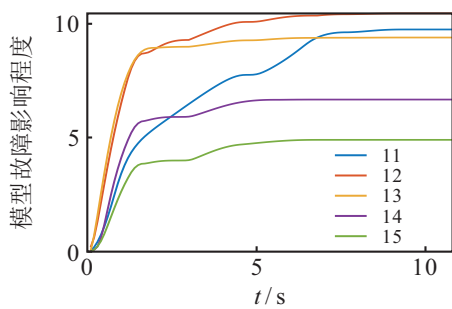
(a) 1号~5号无人机实际影响程度



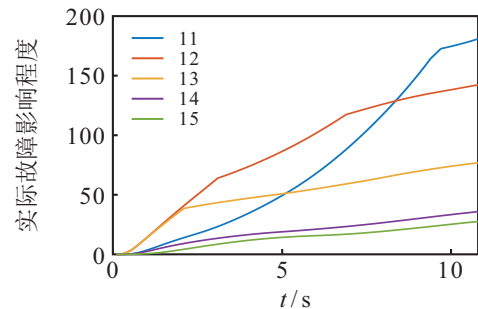
(b) 6号~10号无人机预测影响程度



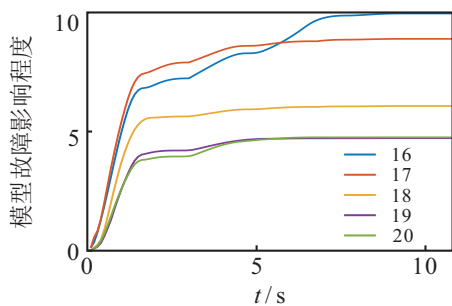
(b) 6号~10号无人机实际影响程度



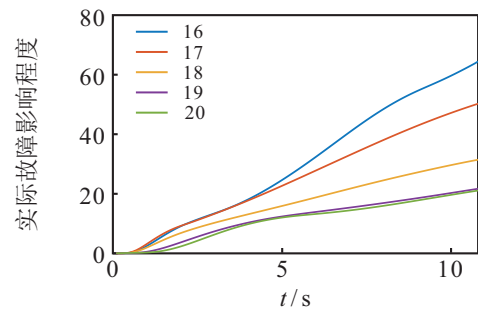
(c) 11号~15号无人机预测影响程度



(c) 11号~15号无人机实际影响程度



(d) 16号~20号无人机预测影响程度



(d) 16号~20号无人机实际影响程度

图 14 基于元胞自动机的故障影响模型影响程度

图 15 蜂群无人机故障实际偏差曲线

比较,可以得到故障发生到蜂群分裂时间内的模型预测准确率,如图16所示。

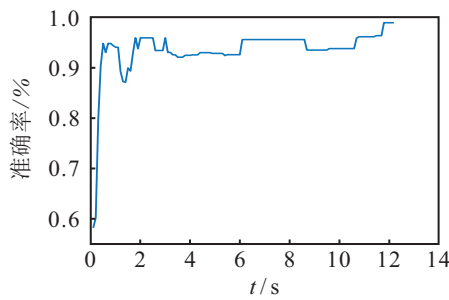


图16 预测准确率

由从图16可知,基于元胞自动机的故障影响模

型预测准确率维持在95%左右,其中当蜂群无人机个体间由于故障影响产生边的断开或连接时,相关无人机控制输入会产生突变,从而导致排序结果的准确率值产生波动。当故障源无人机完全分裂出去时,其余无人机可以由蜂拥控制重新达到稳定状态,最终预测准确率趋于平稳,不再变化。

通过时间序列相似性法计算模式距离,可以得到故障发生后每架无人机的预测故障曲线与实际故障曲线的相似性。如表2所示,节点的相似度最大为0.0594,这表明预测故障曲线至少在95%的仿真时间内与实际故障曲线趋势一致。

表2 时间序列相似性

节点	相似度	节点	相似度	节点	相似度	节点	相似度
1	0	6	0	11	0.0594	16	0.0594
2	0	7	0	12	0.0594	17	0.0594
3	0	8	0	13	0.0594	18	0.0594
4	0	9	0.0594	14	0.0594	19	0.0594
5	0.0594	10	0.0594	15	0.0594	20	0.0594

## 5 结论

1) 本文通过对固定翼无人机的飞行特性以及蜂拥控制策略进行分析,定义了一种蜂群无人机遭受恶意攻击的故障模型,并给出了蜂群无人机故障影响的定义与内涵。针对故障导致蜂群无人机拓扑变化的问题,引入时序网络模型,可以快速确定故障传播路径。

2) 通过采用元胞自动机模型,结合蜂群无人机中个体的状态信息,给出了各无人机受故障影响的程度值,并利用元胞之间的演化规则来描述无人机间的耦合关系。仿真结果进一步校验了本文所提出的故障影响模型具有较高的准确性。然而,本文目前仅考虑了单一故障源的情况,因此在后续的研究中,需要进一步考虑多故障情形以完善故障影响模型。

### 参考文献(References)

- [1] 李朋月, 刘松林, 郝向阳, 等. 无人机编队控制技术的研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(12): 106-112.  
(Li P Y, Liu S L, Hao X Y, et al. Research on formation control technology of UAVs[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(12): 106-112.)
- [2] 樊琼剑, 杨忠, 方挺, 等. 多无人机协同编队飞行控制的研究现状[J]. 航空学报, 2009, 30(4): 683-691.  
(Fan Q J, Yang Z, Fang T, et al. Research status of coordinated formation flight control for multi-UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 683-691.)
- [3] Jiang B, Zhang Y M, Yu Z Q. Fractional-order intelligent

fault-tolerant synchronization tracking control of UAV swarms[J]. Scientia Sinica Technologica, 2020, 50(4): 389-402.

- [4] 卓宏明, 徐鹏, 毛攀峰. 基于Petri网和萤火虫神经网络的柴油机故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2018, 16(2): 178-182.  
(Zhuo H M, Xu P, Mao P F. Fault diagnosis of diesel engine based on Petri net and firefly neural network[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2018, 16(2): 178-182.)
- [5] Chang S Y, Lin C R, Chang C T. A fuzzy diagnosis approach using dynamic fault trees[J]. Chemical Engineering Science, 2002, 57(15): 2971-2985.
- [6] 徐溪. 基于图论的高铁牵引系统故障传播分析与危害性评估[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017: 20-25.  
(Xu X. Graph based fault propagation analysis and criticality analysis for CRH5 EMU traction system[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017: 20-25.)
- [7] 苏冬, 王进伟. 基于SDG的复杂系统故障传播分析[J]. 科技传播, 2016, 8(6): 100-101.  
(Su D, Wang J W. Fault propagation analysis of complex system based on SDG [J]. Public Communication of Science & Technology, 2016, 8(6): 100-101.)
- [8] 杨帆, 萧德云. 控制系统的SDG模型描述及故障传播分析[J]. 控制与决策, 2009, 24(7): 1001-1006.  
(Yang F, Xiao D Y. SDG-based model description and fault propagation analysis in control systems[J]. Control and Decision, 2009, 24(7): 1001-1006.)
- [9] 杨恒占, 张可, 钱富才. 基于模糊分层SDG模型的故障推理方法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(4): 104-109.  
(Yang H Z, Zhang K, Qian F C. Fault reasoning method

- based on fuzzy hierarchical SDG model[J]. *Computer Systems & Applications*, 2017, 26(4): 104-109.)
- [10] 王林, 宋蓓, 张友卫, 等. 考虑父节点的贝叶斯网络故障路径追溯算法[J]. *计算机科学与探索*, 2018, 12(11): 1796-1805.  
(Wang L, Song B, Zhang Y W, et al. Bayesian-network-based fault path tracking algorithm considering parent nodes[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2018, 12(11): 1796-1805.)
- [11] 蔡志强, 司书宾, 孙树栋, 等. 基于贝叶斯网络的不确定环境装备故障推理模型[J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(4): 509-514.  
(Cai Z Q, Si S B, Sun S D, et al. Applying BN(Bayesian network) to establishing a new and effective failure inference model of equipment under uncertainties[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2011, 29(4): 509-514.)
- [12] 王多, 王维洲, 靳丹, 等. 基于贝叶斯网络的连锁故障概率模型[J]. *电力安全技术*, 2011, 13(7): 36-40.  
(Wang D, Wang W Z, Jin D, et al. Probability model of cascading failure based on Bayesian network [J]. *Electric Safety Technology*, 2011, 13(7): 36-40.)
- [13] 姜英, 王政, 秦艳, 等. 基于复杂网络的化工过程层次符号有向图模型建立及关键节点识别[J]. *化工进展*, 2018, 37(2): 444-451.  
(Jiang Y, Wang Z, Qin Y, et al. AHP-SDG model establishment and key node identification of chemical process system based on complex network[J]. *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2018, 37(2): 444-451.)
- [14] Liu X F, An S Q. Failure propagation analysis of aircraft engine systems based on complex network[J]. *Procedia Engineering*, 2014, 80: 506-521.
- [15] Liu X F, An S Q. Failure propagation analysis of aircraft engine system based on the small-world net model[C]. *Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference*. Xi'an, 2013: 1214-1219.
- [16] Antulov-Fantulin N, Lancic A, Stefancic H, et al. Statistical inference framework for source detection of contagion processes on arbitrary network structures[C]. *2014 IEEE 8th International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems Workshops*. London, 2014: 78-83.
- [17] Lokhov A Y, Mézard M, Ohta H, et al. Inferring the origin of an epidemic with a dynamic message-passing algorithm[J]. *Physical Review E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2014, 90(1): 012801.
- [18] 郭磊. 设备集成系统故障传播机理研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015: 18-20.  
(Guo L. Research on failure propagation mechanism for equipment integration system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015: 18-20.)
- [19] Li Y L, Wu C W. Cellular automata for efficient parallel logic and fault simulation[J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 1995, 14(6): 740-749.
- [20] Peng S C, Wang G J, Yu S. Modeling the dynamics of worm propagation using two-dimensional cellular automata in smartphones[J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 2013, 79(5): 586-595.
- [21] Luo Q N, Duan H B. Distributed UAV flocking control based on homing pigeon hierarchical strategies[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2017, 70: 257-264.
- [22] Sun D W, Kwon C, Hwang I. Hybrid flocking control algorithm for fixed-wing aircraft[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2019, 42(11): 2443-2455.
- [23] Su H S, Wang X F, Lin Z L. Flocking of multi-agents with a virtual leader[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(2): 293-307.
- [24] 倪媛, 杨浩, 姜斌. 蜂群对抗决策故障下的容错博弈控制[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 534-545.  
(Ni Y, Yang H, Jiang B. Fault tolerant game control of swarm confrontation with decision faults[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 534-545.)

## 作者简介

黄金龙(1998—), 男, 硕士生, 从事故障诊断的研究, E-mail: huangjinlong@nuaa.edu.cn;

程月华(1977—), 女, 研究员, 博士, 从事系统动态监测、故障诊断等研究, E-mail: chengyuehua@nuaa.edu.cn;

姜斌(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、系统可靠性等研究, E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn;

杨洋(1998—), 男, 硕士生, 从事故障诊断的研究, E-mail: youngy@nuaa.edu.cn;

汪志军(1996—), 男, 硕士生, 从事故障诊断的研究, E-mail: jesse341@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)