

DOI:10.11918/202005071

熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型

郁彤彤, 王 坚, 陈晓薇

(同济大学 CIMS 研究中心, 上海 201804)

摘 要: 目前的群智能疏散模型多仅考虑单一的经典的群体智能, 不足以描述复杂的群体疏散行为特征, 且鲜有考虑人群混乱程度对人群疏散的影响。为研究描述多种群体疏散行为的群智能疏散模型, 综合使用多种群智能算法, 并考虑了人群混乱程度对疏散的影响, 构建了熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型。首先, 采用 DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) 算法进行群组划分。然后, 将人群分为群组引导者、群组成员和离散人员 3 类, 并针对每类人群的特点, 基于蝙蝠算法描述群组引导者, 基于人工蜂群算法描述群组成员, 基于粒子群算法描述离散人员。最后, 引入定量描述人群混乱程度的疏散熵对群组引导者进行位置修正, 构建了熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型。仿真结果表明, 该模型可以模拟群组疏散, 比较符合真实的群组疏散形状, 以群组形式疏散一定程度提高了疏散效率; 同时, 引入疏散熵进行修正后, 群组引导者可以引导群组成员避开前方混乱区域, 避免了人群过度集中, 增强了疏散的安全性与快速性。

关键词: 人群疏散; 蝙蝠算法; 人工蜂群算法; 粒子群算法; 疏散熵

中图分类号: TP181

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2021)12-0080-09

Hybrid artificial bee colony-bat algorithm-based evacuation model with entropy correction

YU Tongtong, WANG Jian, CHEN Xiaowei

(CIMS Research Center, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Current swarm intelligence evacuation models only consider single classic swarm intelligence, which is insufficient to describe the complex behavior characteristics of crowd evacuation. In addition, these models rarely take into consideration the impact of crowd chaos on crowd evacuation. In order to study the swarm intelligence evacuation model describing the evacuation behaviors of different groups, by integrating various swarm intelligence algorithms, and taking into account the impact of crowd chaos on evacuation, a crowd evacuation model based on hybrid artificial bee colony-bat algorithm with entropy correction was proposed. Firstly, the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm was used for group partition. The evacuees were divided into group leader, group members, and disorganized people. Next, according to the characteristics of each type of evacuees, the group leader was described based on bat algorithm, the group members based on artificial bee colony algorithm, and the disorganized people based on particle swarm optimization (PSO). Finally, the evacuation entropy that quantitatively describes the degree of crowd chaos was introduced to correct the position of the group leader, and the evacuation model based on hybrid artificial bee colony-bat algorithm with entropy correction was thus constructed. Simulation results show that the model could well simulate group evacuation, which was basically consistent with the real shape of group evacuation, and the evacuation efficiency was improved by means of group evacuation to some extent. With the introduction of the evacuation entropy for correction, the group leader could guide the group members to avoid the chaotic area ahead, prevent the excessive concentration of evacuees, and enhance the safety and rapidity of evacuation.

Keywords: crowd evacuation; bat algorithm; artificial bee colony algorithm; particle swarm optimization; evacuation entropy

发生突发事件时, 能否高效安全疏散直接关系到公众生命财产安全, 是对安保能力的巨大挑战。

因此, 研究人群的安全有序疏散, 建立合理安全快速的疏散模型并利用计算机进行模拟仿真, 是国内外一直以来的重要研究课题。目前人群疏散模型主要分为微观模型^[1-2]、介观模型^[3]和宏观模型^[4]。由于微观疏散模型以个体建模为出发点, 能够对复杂动态疏散环境中个体间的微观相互作用进行描述, 在目前研究中更为广泛。

收稿日期: 2020-05-15

基金项目: 国家自然科学基金(71573190)

作者简介: 郁彤彤(1995—), 女, 硕士研究生;

王 坚(1961—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 王 坚, jwang@tongji.edu.cn

相比社会力、元胞自动机等微观模型,群智能疏散模型由于模型简单、运算速度快、且能够较真实的模拟行人运动等优点,为越来越多学者关注。Aymaz 等^[5]针对火灾疏散场景,采用 PSO 算法对疏散路径进行了优化;王超等^[6]基于静态地面场模型和粒子群优化模型,构建了地面场 PSO(FF-PSO)人群疏散模型,可用于高密度人群的拥挤管理和快速疏散问题;Yamamoto 等^[7]使用蚁群算法对东京市中心的疏散路线安全性进行了量化评估;Yan 等^[8]构建了一种基于 ACO 算法的实时消防疏散系统(RFES-ACO),公众可以使用移动 Web3D 设备顺畅地实时体验火灾疏散演练。

然而这些模型大多只考虑了粒子群算法、蚁群算法等单一的经典算法,不足以描述复杂的群体疏散行为,且应用新型群智能算法进行人群疏散建模的研究较少。由于生物群体动力学与人群疏散动力学具有一定的相似性^[9],许多新型群智能算法十分适合描述疏散中的不同场景。如,萤火虫算法适合描述疏散中的从众心理与行为;人工鱼群算法适合描述团体逃生、小群体聚集行为;人工蜂群算法适合描述引导行为;蝙蝠算法适合描述亲情行为、对出口有感知力的人群(如引导者)行为等。因此,本文在构建人群疏散模型时,将人群分类,并尝试综合使用多种群智能算法对各类人群进行建模,以使模型更加符合实际。

除此以外,疏散过程中的恐慌情绪会导致一系列混乱无序的非适应性行为,增加踩踏等事故发生的可能,同时人群也会自发产生小群体聚集等自组织行为,对疏散起到积极的作用。因此,疏散人群的混乱与有序程度会对人群疏散的效率、安全性等产生重要影响,然而现有模型较少考虑这一因素,也较少将定量表征混乱程度的疏散熵^[10]用于构建人群疏散模型。因此本文在人群疏散模型中引入描述人群混乱程度的疏散熵模型,使模型更加贴合实际,更具实际指导意义。

1 相关方法

1.1 蝙蝠算法

蝙蝠算法是一种高效的生物启发式优化算法,其模拟了蝙蝠利用回声定位来捕食猎物的行为^[11]。主要包括位置更新、局部搜索和脉冲频率与响度更新 3 个步骤。

1.1.1 位置更新

蝙蝠算法通过调整频率、追寻全局最优蝙蝠来控制速度与位置的更新,公式如下:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (1)$$

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x^*)f_i \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

式中: f_i 为蝙蝠 i 的脉冲频率; $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$ 分别为频率最小、最大值,且为常数; β 为值在 $[0, 1]$ 之间的随机函数; x_i 为蝙蝠 i 的位置; v_i 为蝙蝠 i 的速度; x^* 为整个空间具有最佳适应度的蝙蝠所在的位置。

1.1.2 局部搜索

若脉冲发射率较低,则在全局最优蝙蝠附近进行随机搜索,公式为

$$x_i^{t+1} = x^* + \epsilon A^t \quad (4)$$

式中 ϵ 为值在 $[-1, 1]$ 之间的随机数, A^t 为 t 时刻所有蝙蝠的响度平均值。

1.1.3 脉冲频率与响度更新

蝙蝠在寻找猎物初期,脉冲发射率低、响度高,便于广泛寻找。当感知到猎物后会提高脉冲发射率,降低响度,由广泛搜索慢慢转向向着目标前进。故随着向最优解的靠近,脉冲发射率与响度按如下公式更新:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (6)$$

式中: A_i 为蝙蝠 i 响度; r_i^0 为蝙蝠 i 的最大脉冲发射率; α 、 γ 分别为响度与脉冲发射率的控制参数,且为常数。

1.2 疏散熵

疏散熵由魏心泉等^[10]在 2015 年提出,用于定量刻画人群运动的混乱与有序程度。首先将疏散空间离散化成均匀网格,将每个离散网格内人群的速度方向和大小分别离散化成等间距的 8 个区间,得到群体速度方向和大小的离散化如图 1 所示,其中 $V_{\max}$ 为疏散个体前进的最大速度。

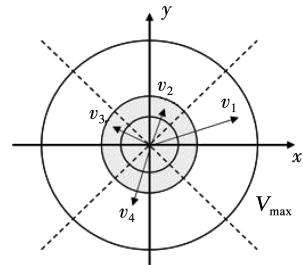


图 1 速度方向与大小的离散化

Fig. 1 Discretization of velocities and their directions

然后通过统计每个区间上的疏散个体总数计算疏散熵值。每个离散网格内群体运动速度方向熵值 E_{n1} 、速度大小熵值 E_{n2} 和总疏散熵值 E_n 计算公式为:

$$E_{n1} = - \sum_{i=1}^8 \frac{n_i}{N} \log \frac{n_i}{N}, i = 1, 2, \dots, 8 \quad (7)$$

$$E_{n_2} = - \sum_{j=1}^8 \frac{m_j}{N} \log \frac{m_j}{N}, j = 1, 2, \dots, 8 \quad (8)$$

$$E_n = \alpha_1 E_{n_1} + \alpha_2 E_{n_2} \quad (9)$$

式中: N 为每个离散化网格中个体的总数, n_i 为第 i 个速度方向区间上个体的总数, m_j 为第 j 个速度大小区间上个体的总数, α_i 为权重系数, 一般设定 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$ 。

最后根据疏散熵的大小, 将每一个离散网格的疏散熵值映射到疏散场景中, 即可得到整个场景的疏散熵图, 整个求解过程如图 2 所示。

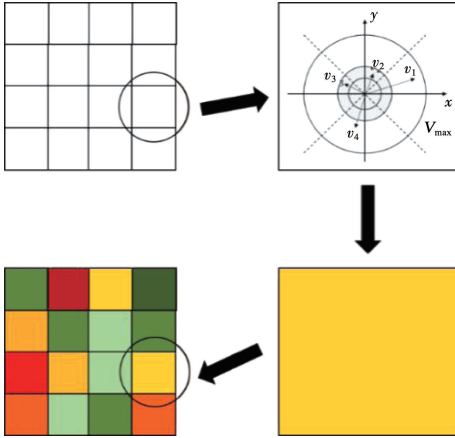


图 2 整个空间疏散熵图的求解过程

Fig. 2 Calculation process of the evacuation entropy diagram

2 模型构建

目前疏散模型大多将人群视为无差别的个体, 但实际上人群疏散是一个由不同行人组成的复杂系统。通过对真实疏散视频中的行人行为进行研究发现, 人群疏散过程中会形成自组织群组, 普遍存在群组引导者、群组成员和离散人员 3 类人群^[12-13]。因此为了使疏散过程更加符合实际, 本文在构建疏散模型时将人群分为群组引导者、群组成员和离散人员。

2.1 群组划分

本文采用 DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) 算法达到群组划分目的。具体步骤如下: 随机选择一个没有被访问过的个体, 将所有在距离 ε 内的个体都视为邻居点。若邻居点不大于 minpoints, 则该个体标记为离散人员, 否则将该点及邻居点, 以及邻居点的邻居点, 即所有在 ε 临域内的个体聚集为一个新群组。不断重复该过程, 直到所有个体都被访问, 即每个个体都被标记为属于一个群组或为离散人员。

2.2 位置更新模型

在每个群体内部群组引导者一般始终在群组的前方引导其他人, 因此基于人工蜂群算法, 将适应度

高的前百分比比例 per 疏散个体确定为群组引导者、剩下的为群组成员。到目前为止, 疏散环境中的人群被分为了群组引导者、群组成员和离散人员。

2.2.1 群组引导者位置与速度更新

群组引导者是指对疏散环境较为熟悉, 对出口有较强感知, 能够快速向出口疏散的人员。蝙蝠算法模拟了蝙蝠通过回声定位感知并捕食猎物的能力, 十分适合模拟对出口感知力较强的引导者行为。因此群组引导者的位置更新机制基于蝙蝠算法, 包含位置更新、局部搜索、脉冲发射率与响度更新 3 个步骤, 并针对蝙蝠算法中不适用于人群疏散建模的部分进行改进, 使模型更加合理。

1) 位置更新。由于人每一步的前进距离是有限的, 故将疏散个体的速度分为速度大小 S_i 和速度方向 $D_i = [D_{ix}, D_{iy}]^T$ 两部分, 位置更新公式如下:

$$D_i^{t+1} = D_i^t + (x^* - x_i^t) f_i \quad (10)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + S_i^{t+1} \times D_i^{t+1} \quad (11)$$

式中: f_i 为个体 i 的脉冲频率; $x^* - x_i^t$ 是个体 i 指向全最优个体的方向, 取单位向量; S_i 取值范围为 $[0, S_{\max}]$, 受障碍物位置的影响。

2) 局部搜索。若个体离出口较远, 不知道出口所在位置, 则在得到疏散个体的更新位置后, 在个体附近进行随机局部搜索。若局部搜索后的位置优于更新位置, 则接受搜索位置为更新位置, 即 $x_i^{t+1} = s_x_i^{t+1}$ 。局部搜索公式如下:

$$s_D_i^{t+1} = D_i^t + \epsilon A^t \quad (12)$$

$$s_x_i^{t+1} = x_i^t + S_i^{t+1} \times s_D_i^{t+1} \quad (13)$$

式中 s_D_i 为个体 i 的搜索方向。

3) 脉冲发射率与响度更新。脉冲发射率与响度的更新公式同式 (5)、(6), 表示疏散个体正向着出口坚定快速的前进。

2.2.2 群组成员位置与速度更新

群组成员对出口感知力弱, 易受周围人影响, 在疏散过程中倾向跟随他人一起疏散。人工蜂群算法基于蜂群采蜜行为, 核心是分工与合作, 观察蜂受引领蜂指引得到蜜源信息进行采蜜^[14], 与人群疏散中群组成员跟随群组引导者疏散类似, 因此群组成员基于人工蜂群算法进行位置更新。

群组成员基于轮盘赌算法选择引导者进行跟随, 引导者适应度越高被选择的概率越大, 选择概率公式为

$$p_{c,i} = \frac{\text{fit}_{c,i}}{\sum_{i=1}^n \text{fit}_{c,i}} \quad (14)$$

式中: $p_{c,i}$ 为群体 c 中群组引导者 i 被选择的概率, $\text{fit}_{c,i}$ 为群体 c 中群组引导者 i 的适应度, n 为群体

c 中群组引导者的数量。

进而, 群组成员跟随选择的群组引导者进行位置更新, 公式为:

$$\mathbf{D}_i^{t+1} = \mathbf{D}_i^t + c(\mathbf{x}_{ig\oslash} - \mathbf{x}_i^t) \quad (15)$$

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + S_i^{t+1} \times \mathbf{D}_i^{t+1} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{x}_{ig\oslash}$ 为群组成员 i 的跟随目标位置, $\mathbf{x}_i^t$ 为 t 时刻群组成员 i 的位置, $\mathbf{x}_{ig\oslash} - \mathbf{x}_i^t$ 是 t 时刻群组成员 i 指向群组引导者 $ig\oslash$ 的方向的单位向量; $\mathbf{D}_i^t = [D_{ix}^t, D_{iy}^t]^T$ 为 t 时刻群组成员 i 的速度方向, S_i^t 为 t 时刻群组成员 i 的速度大小, 取值范围为 $[0, S_{\max}]$, 受障碍物位置的影响; c 是群组成员参考群组引导者位置的权重。

2.2.3 离散人员位置与速度更新

离散人员对出口感知力弱于群组引导者, 不能马上定位出出口位置, 且距离群组有一定距离, 需要依靠自身搜索出口进行疏散。故基于粒子群算法进行速度与位置更新^[15], 公式如下:

$$\mathbf{D}_i^{t+1} = \omega \mathbf{D}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{x}_{ibest}^t - \mathbf{x}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_i^t) \quad (17)$$

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + S_i^{t+1} \times \mathbf{D}_i^{t+1} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{x}_{ibest}^t - \mathbf{x}_i^t$ 是个体 i 指向自身历史最优位置的方向, 取单位向量; $\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_i^t$ 是个体 i 指向全局最优个体位置的方向, 取单位向量; ω 为速度的惯性权重; c_1 、 c_2 分别为疏散个体对历史最优位置和全局最优位置的参考权重; r_1 、 r_2 为随机函数, 取值范围在 $[0, 1]$ 之间。

2.3 疏散熵修正模型

疏散熵修正是指在得到的预计更新位置的基础上, 考虑混乱程度对疏散的影响, 对群组引导者的位置进行修正, 主要步骤如下。

1) 判断是否进行修正。是否进行疏散熵修正取决于疏散熵修正阈值。判断个体相邻的 8 个区域的疏散熵值是否都小于疏散熵修正阈值, 若存在大于阈值的区域, 则进行疏散熵修正, 否则不进行修正。当个体周围疏散熵值都较低时, 表示周围疏散环境较为稳定, 不需要引导个体朝相对稳定的区域前进。

2) 确定修正方向。若进行疏散熵修正, 则选择视野内疏散熵值最低的区域为修正方向。根据个体速度方向确定视野内的 5 个相邻区域, 选择其中疏散熵值最低的区域为修正方向, 若存在两个及以上熵值同为最低的区域, 则选择速度夹角最小的区域。

如图 3 所示, 黑色箭头为预计更新方向, 蓝色虚线箭头为修正方向, 1-5 为视野内的 5 个相邻区域。图 3(a) 为个体选择视野内熵值最低的区域为修正方向, 图 3(b) 为当存在多个熵值最低区域时, 选择夹角最小的区域为修正方向, 图 3(c) 为当个体

相邻区域熵值均小于疏散熵修正阈值时, 不进行方向修正。

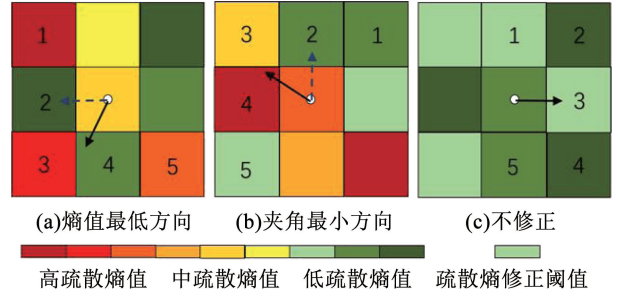


图 3 方向修正

Fig. 3 Direction correction

3) 确定修正参数。确定修正方向后, 按照以下公式进行速度与位置的修正:

$$\mathbf{e}_- \mathbf{D}_i^{t+1} = \mathbf{D}_i^{t+1} + c_e \mathbf{c}_- \mathbf{D}_i^{t+1} \quad (19)$$

$$\mathbf{e}_- \mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + S_i^{t+1} \times \mathbf{e}_- \mathbf{D}_i^{t+1} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{e}_- \mathbf{D}_i$ 为个体 i 进行疏散熵修正后的速度方向, $\mathbf{e}_- \mathbf{x}_i$ 为个体 i 进行疏散熵修正后的位置, $\mathbf{c}_- \mathbf{D}_i$ 为修正方向; c_e 为修正参数, 表示参考修正方向的权重, 根据是否看见出口确定, 若个体不能看见出口, 会倾向选择稳定的区域进行疏散, 此时 $c_e = 2$, 若个体看见出口, 则会倾向于向着出口前进, 此时 $c_e = 0$ 。

2.4 避障机制

在得到疏散个体下一步的位置以后, 需要判断新位置是否可达, 即新位置上是否存在静态障碍物和其他疏散个体。若新位置存在障碍物, 则需要进行避障。本文利用代价值确定下一步可接受的概率, 当可接受概率为 0 时, 即新位置不可接受, 则采取避障措施^[15]。

避障机制采用周边搜索的方式。具体规则为: 若新位置不可接受, 则选择下一步方向偏差 $-10^\circ \sim 10^\circ$ 的随机角度为新方向, 若此方向对应的位置仍不可接受, 则再扩大 10° , 选择下一步方向偏差 $-20^\circ \sim 20^\circ$ 的随机角度为新方向……依次类推, 直到下一步位置可达。

熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型流程如图 4 所示。

3 仿真与分析

3.1 疏散环境与参数设定

疏散场景设定为 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ 的单出口二维矩形区域, 四周灰色部分为墙壁, 红色矩形为出口, 并随机放置了一些深灰色矩形和圆形障碍物, 设定疏散人数为 80 人。参数的设定见表 1。

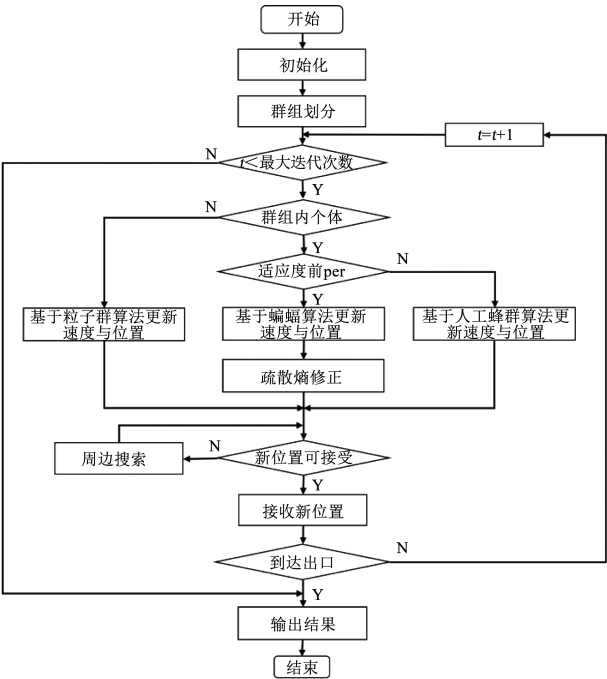


图 4 熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型流程图
Fig. 4 Flow chart of hybrid artificial bee colony-bat algorithm-based evacuation model with entropy correction

表 1 参数取值

Tab. 1 Values of model parameters

$S_{\max}/m$	R/m	$f_{\min}$	$f_{\max}$	α	γ
1.5	0.4	0	2	0.5	0.5
r_i^0	C_{obs}	k	ε/m	minpoints	per/%
0.001	0.1	1	3	3	1
c	ω	c_1	c_2	block_size/ m^2	
2	1	0.2	1	2.5×2.5	

表 1 中: $S_{\max}$ 为疏散者运动的最大步长; R 为个体半径; $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$ 、 α 、 γ 、 r_i^0 为蝙蝠算法中的参数,分别表示最小频率、最大频率、响度控制参数、脉冲发射率控制参数、最大脉冲发射率; C_{obs} 为计算适应度值时的障碍物权重系数; k 为避障机制里的行为常量; ε 、minpoints 为 DBSCAN 算法中的参数,分别表示同一群组个体间的最远距离、同一群组最少人数;per 为群组中引导者所占比例; c 为群组成员参考跟随群组引导者的权重; ω 、 c_1 、 c_2 为 PSO 中的参数,表示离散人员速度更新时各部分的权重;block_size 为计算疏散熵值所离散的网格大小。

3.2 群组疏散仿真效果

首先,不引入疏散熵修正模型,将本模型与文献[15]中的 PSO 疏散模型(即所有个体为离散个体)进行对比,验证群组疏散效果。将两个模型的初始位置设为相同,分别试验了 200 组取平均值,以减轻初始位置及群组分布随机性的影响,得到表 2。

表 2 200 组实验结果对比

Tab. 2 Comparison of 200 groups of experimental results

模型	每个个体平均疏散时间	疏散完成时间
本模型	37.18	74.56
PSO 疏散模型	39.27	80.83

注:时间单位为一个仿真步长。

由表 2 可以看到,本模型的每个个体的平均疏散时间和疏散完成时间均小于 PSO 疏散模型,其中每个个体平均疏散时间减少 5.3%,疏散完成时间减少 7.76%。这说明相比每个个体单独疏散,以合适的群组形式疏散可以提高疏散效率。

图 5 为仿真过程图,对比了 PSO 疏散模型和本模型的疏散过程。文献[14]通过对真实疏散视频中的行人行为进行研究,归纳了疏散过程中自组织群组的形状特点:疏散群组多呈现队列行或排行,群组内部有一定程度的弯曲且相对紧密。

如图 5 可以看到,在疏散初期,相比 PSO 疏散模型,本模型出现了明显的疏散群组,群组内部较为紧密;在疏散中期,本模型中的疏散群组呈现队列形状,群组后方的个体跟随群组前方的引导者向出口前进,且群组内部有一定程度的弯曲,符合真实群组的疏散形状;在疏散后期,由于人群在出口处聚集,群组被一定程度的冲散,但相比 PSO 疏散模型,人群更为紧密。两个模型都复现了“出口拱形”现象,本模型中的疏散群组也符合真实群组的疏散形状,证明了模型的有效性。

图 6 为疏散空间中不同种类人群的变化趋势。可以看到,群组个体的下降速度快于离散个体。在群组个体多于离散个体的初始条件下,出现了离散个体晚于群组个体疏散出去的情况。这说明在疏散过程中,群组成员在引导者的带领下能迅速向出口处疏散,避免了寻找出口等造成的时间浪费,能一定程度上提高疏散效率。

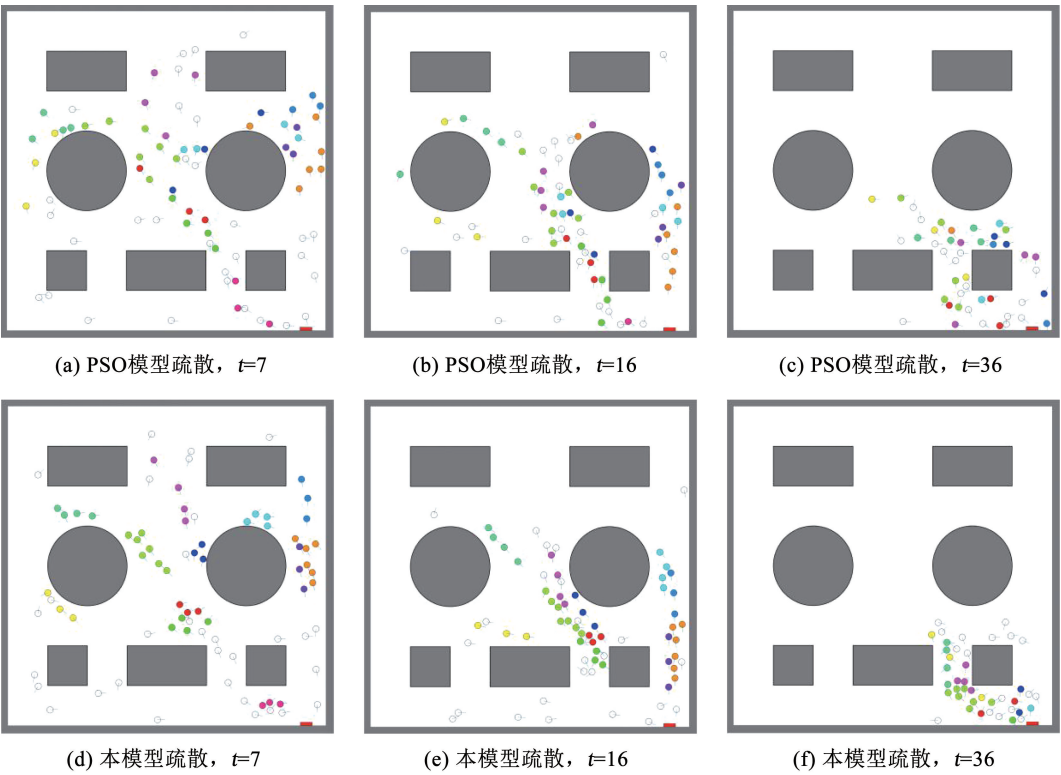


图 5 PSO 疏散模型和本模型疏散过程对比

Fig. 5 Comparison of evacuation process between PSO evacuation model and proposed model

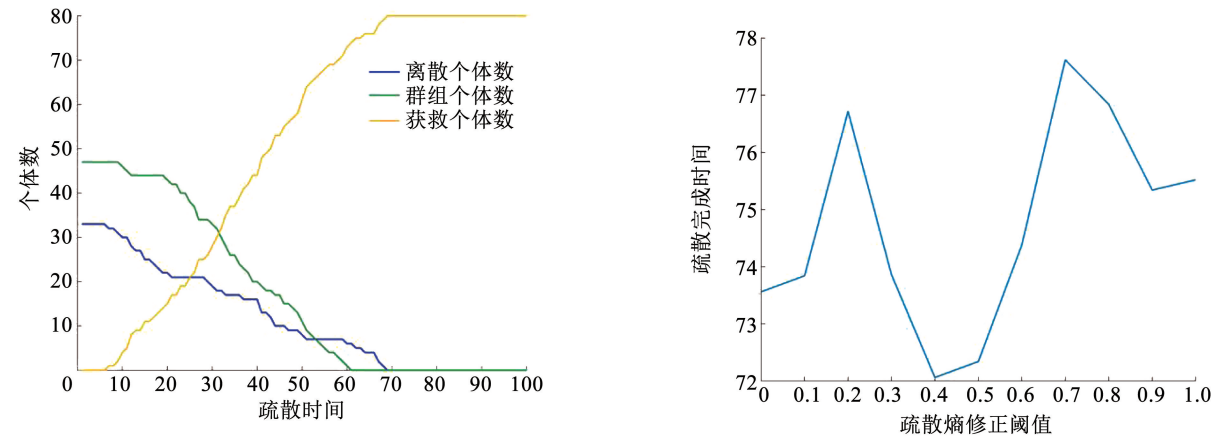


图 6 疏散空间中不同种类人群的变化趋势

Fig. 6 Variation trend of different groups of people in evacuation space

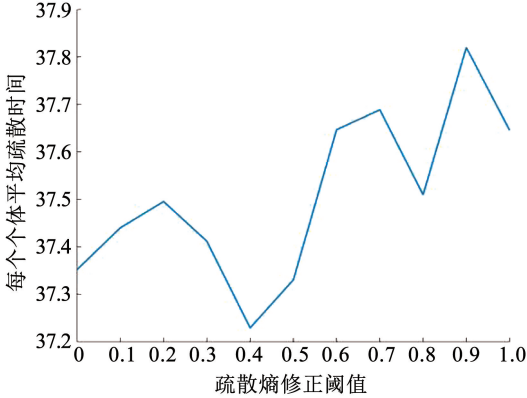
3.3 疏散熵修正仿真效果

3.3.1 疏散熵修正阈值对疏散时间的影响

在相同设定下改变疏散熵修正阈值仿真 50 遍取平均值得到图 7。由图 7 可以观察到,整体上随着疏散熵修正阈值的增大,疏散完成时间和每个个体平均疏散时间呈先减小后增大的趋势,当疏散熵修正阈值为 0.4 时,疏散完成时间和每个个体平均疏散时间最小。

分析可知,当疏散熵修正阈值较小时,个体在前进时过多考虑疏散混乱程度的影响,即使前方不是特别混乱也会朝向混乱程度更低的方向前进,延长

(a)疏散熵修正阈值与疏散完成时间关系曲线



(b)疏散熵修正阈值与每个个体平均疏散时间关系曲线

图 7 疏散熵修正阈值与疏散时间的关系

Fig. 7 Relation between evacuation entropy correction threshold and evacuation time

了疏散路线进而增加了疏散时间;随着疏散熵修正阈值的提高,个体只有在前方特别混乱时才会进行速度修正,以避开混乱区域尽快到达出口;当疏散熵修正阈值较大时,个体基本不进行速度修正,即使前方混乱也会向其前进,进一步加剧了混乱程度,导致了疏散时间的增加。下面的仿真将疏散熵修正阈值设定为 0.4。

3.3.2 引入疏散熵对疏散过程的影响

图 8 对比了有无疏散熵修正对疏散过程的影响。疏散初期,两个模型的差别不大,疏散个体的分

布都较为分散,每个网格的疏散熵值较低,此时基本不进行疏散熵修正。疏散中后期,疏散熵修正的作用明显起来,无疏散熵修正的模型,人群尤其是群组倾向于选择图 8(b) 中的红色箭头对应的路径进行疏散,导致这条路变得拥挤;引入疏散熵修正后,后面的绿色和蓝色群组中的引导者引导各自群组成员,向图 8(e) 中的红色箭头对应的路径疏散,有效避免了混乱拥挤,提高了疏散效率,也增加了疏散安全性,一定程度上避免了因拥堵造成的二次伤害。

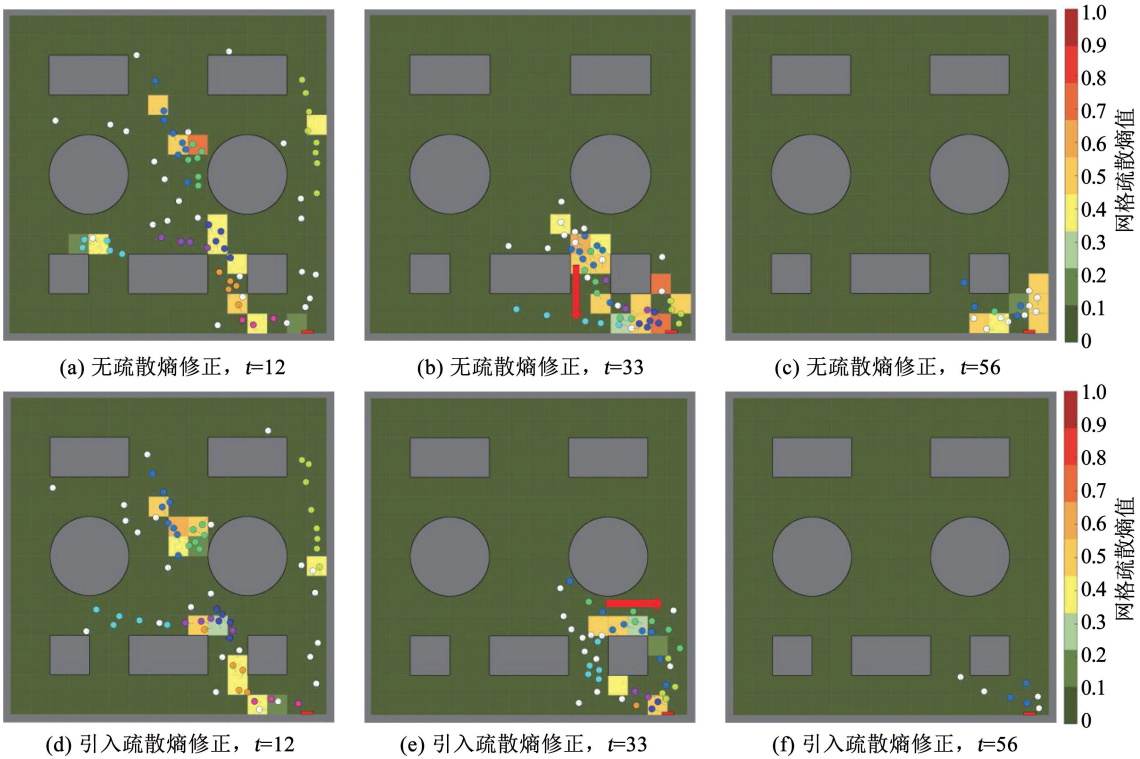


图 8 疏散熵修正对疏散过程的影响

Fig. 8 Influence of entropy correction on evacuation process

图 9(a) 为疏散时间与总疏散熵值的关系,反映整体混乱程度的变化趋势,图 9(b) 为疏散时间与个体分布网格平均疏散熵值的关系,反映局部混乱程

度的变化趋势。下面分别分析总疏散熵值的变化趋势、个体分布网格平均疏散熵值的变化趋势、以及疏散熵修正对两者的影响。

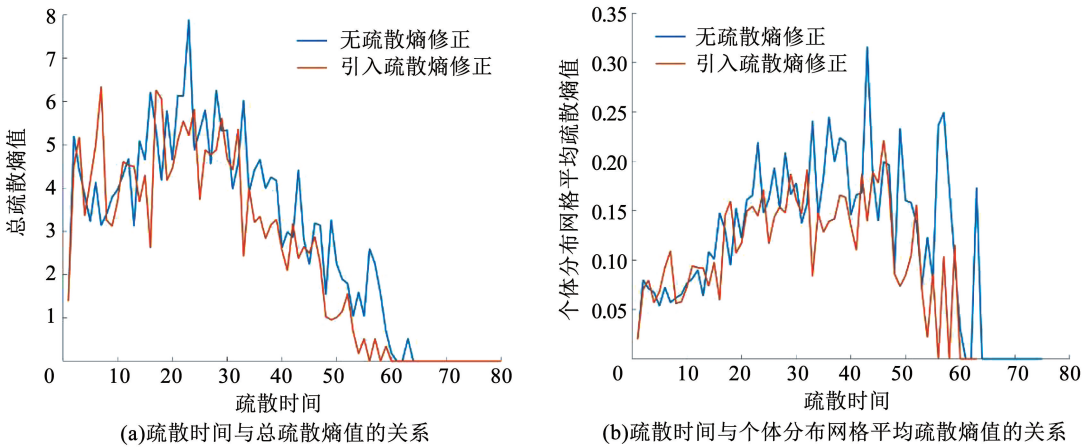


图 9 疏散熵修正对疏散混乱程度的影响

Fig. 9 Influence of entropy correction on evacuation chaos

总疏散熵值在疏散前期迅速升高,中期在较高值处波动,后期逐渐降低。这是因为疏散前期群组成员迅速向各自的引导者靠近,运动方向不一致导致整体的混乱程度迅速上升;疏散中期人群逐渐聚集到出口附近,个体与个体、个体与障碍物相互作用,混乱程度较高;疏散后期随着人数的减少总熵值逐渐降低。

个体分布网格的平均疏散熵值在疏散前期上升缓慢,中期持续波动并略微升高,后期剧烈波动下降。这是因为疏散前期人群整体分散,局部混乱程度较低;随着人群的聚集,局部混乱程度升高;疏散后期人数较少且分布集中,局部混乱程度的变化变得敏感,波动剧烈。

结合两图来看,疏散前期,由于疏散熵修正未发挥作用,曲线高度重合;疏散中期,相比未引入疏散熵修正的模型,引入疏散熵修正的模型降低了混乱程度,局部混乱程度降低的更为明显,这是因为经过速度修正后,疏散个体的分布更加均匀化,减轻了局部的拥堵混乱程度;疏散后期,引入疏散熵修正的模型剩余个体更少,整体混乱程度和局部混乱程度均低于未引入疏散熵修正的模型。

3.4 应用探讨

人群疏散问题是关切民生安全的问题,需对应用问题进行考量。该模型可以为人群仿真推演系统提供模型参考,人群仿真推演系统可以模拟推演疏散全过程,并给出疏散方案。该系统的疏散模拟步骤如下:

- 1) 确定事故发生点、疏散区域、疏散时间。
- 2) 确定出口数量及分布,获取疏散时间对应的疏散区域内疏散人群数量及分布。
- 3) 对疏散过程进行推演仿真(该疏散模型可为本步骤提供模型参考)。
- 4) 给出疏散过程及疏散方案。示意图如图 10 所示,可以查看人群的疏散路径、每个时刻人群的疏散情况、每个出口所疏散的人数等具体疏散信息。

通过人群仿真推演系统进行仿真推演,具有很好的应用价值,探讨如下:

- 1) 安全评估。针对新建的建筑物、风景区、娱乐场所等等,通过仿真可以知道现布局的安全性如何,并可以通过仿真来改进布局提高安全性。
- 2) 人群疏散演练预案。针对场景人员比较固定的区域,如学校、住宅区。在进行疏散演练前,可

利用该系统进行仿真,确定较好的疏散方案,进而根据该疏散方案组织疏散演练。

3) 疏散工具准备。通过仿真可以了解各疏散出口所疏散的人数、时间等信息,可以据此设计疏散预案,为每个出口提前准备合适的撤离交通工具类别(如公交、地铁、出租车等)及数量。

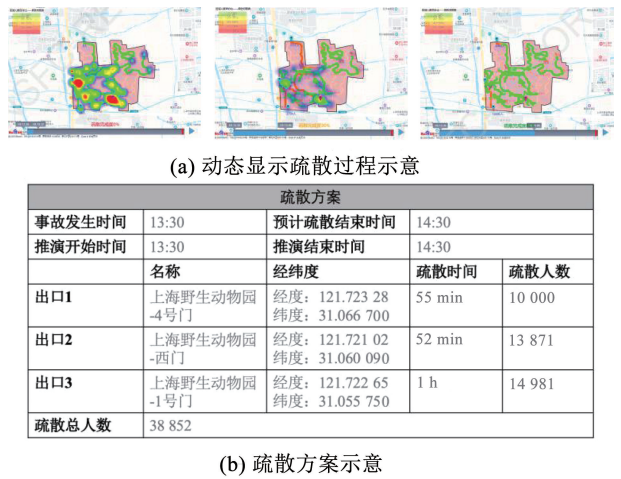


图 10 疏散过程及疏散方案示意

Fig. 10 Diagram of evacuation process and evacuation plan

4 结 论

1) 本文将疏散人群分为群组引导者、群组成员、离散人员 3 类以合理化疏散模型,并引入定量表征人群混乱程度的疏散熵模型,对模型进行了进一步的优化,构建了熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型。

2) 仿真结果表明,该模型中的疏散群组较符合真实疏散群组的疏散形状,以群组形式疏散可以减少疏散时间。引入疏散熵修正模型后,引导者可以引导群组成员避开混乱方向,避免拥挤造成的二次伤害,提高疏散安全性;同时,也避免了人群过度集中于某一条疏散路径上,提高了空间利用率,一定程度提高了疏散效率。

3) 本文虽然对应用方向进行了探讨,但是并没有针对具体的突发事件情境进行应用仿真分析,后续可对其进行进一步研究,使模型更具应用价值。

参考文献

[1] YUKSEL M E. Agent-based evacuation modeling with multiple exits using NeuroEvolution of Augmenting Topologies [J]. Advanced Engineering Informatics, 2018, 35: 30. DOI: 10.1016/j.aei.2017.11.003

- [2] HU Jun, YOU Lei, ZHANG Hong, et al. Study on queueing behavior in pedestrian evacuation by extended cellular automata model[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 489: 112. DOI: 10.1016/j.physa.2017.07.004
- [3] SHI Meng, LEE E W M, MA Yi. A newly developed mesoscopic model on simulating pedestrian flow [J]. Procedia Engineering, 2018, 211: 614. DOI: 10.1016/j.proeng.2017.12.055
- [4] JIANG Yanqun, GUO Renyong, TIAN Fangbao, et al. Macroscopic modeling of pedestrian flow based on a second-order predictive dynamic model [J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40(23/24): 9806. DOI: 10.1016/j.apm.2016.06.041
- [5] AYMAZ S, CAVDAR T, CAVDAR A D. Fire evacuation route determination based on particle swarm optimization [C]//Proceedings of the International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium. Malatya, Turkey: IEEE, 2017: 1. DOI: 10.1109/IDAP.2017.8090169
- [6] 王超, 王坚. 基于地面场粒子群优化算法的高密度人群应急疏散建模[J]. 计算机应用, 2017, 37(12): 3597
- WANG Chao, WANG Jian. Modeling of high-density crowd emergency evacuation based on floor-field particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(12): 3597. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2017.12.3597
- [7] YAMAMOTO K, LI Ximing. Safety evaluation of evacuation routes in central Tokyo assuming a large-scale evacuation in case of earthquake disasters[J]. Journal of Risk and Financial Management, 2017, 10(3): 14. DOI: 10.3390/jrfm10030014
- [8] YAN Fengting, HU Yonghao, JIA Jinyuan, et al. RFES: A real-time fire evacuation system for Mobile Web3D [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(8): 1061. DOI: 10.1631/FITEE.1700548
- [9] SHIWAKOTI N. Crowd dynamics under emergency conditions: Using non-human organisms in the development of a pedestrian crowd model [D]. Clayton VIC: Monash University, 2010
- [10] 魏心泉, 王坚. 基于熵的火灾场景介观人群疏散模型[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(10): 2476
- WEI Xinquan, WANG Jian. A mesoscopic evacuation model based on multi-agent and entropy with leading behavior under fire conditions [J]. System Engineering Theory & Practice, 2015, 35(10): 2476. DOI: CNKI:SUN:XTLL.0.2015-10-005
- [11] YANG Xinshe. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [J]. Computer Knowledge & Technology, 2010, 284: 68. DOI: 10.1007/978-3-642-12538-6_6
- [12] ZHANG Hao, LIU Hong, QIN Xin, et al. Modified two-layer social force model for emergency earthquake evacuation [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 492: 1109. DOI: 10.1016/j.physa.2017.11.041
- [13] 张浩. 人群疏散中自组织行为仿真研究 [D]. 济南: 山东师范大学, 2018
- ZHANG Hao. Simulation study on self-organizing behavior in crowd evacuation [D]. Jinan: Shandong Normal University, 2018
- [14] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm [M]. Dordrecht, Netherland: Kluwer Academic Publishers, 2007
- [15] TSAI P C, CHEN C M, CHEN Y P. PSO-based evacuation simulation framework [C]//Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing: IEEE, 2014: 1945. DOI: 10.1109/CEC.2014.6900600

(编辑 张 红)