

基于背景场的粒子群优化多出口疏散策略

张丽杰^{1,2}, 刘建昌¹, 谭树彬¹

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 宁夏理工学院 继续教育学院, 宁夏 石嘴山 753000)

摘 要: 针对复杂建筑人群疏散出口选择策略问题, 本文着重考虑行人对综合最短距离的认知差异, 引入距离因素和密度因素建立混合距离策略, 并结合修正的背景场建模规则, 将出口选择策略融入到粒子群更新机理中, 构建了基于背景场的粒子群优化算法的出口选择策略. 通过数值实验模拟了出口选择策略的疏散性能, 实验结果揭示了多出口建筑物内群体运动的机理, 反映了疏散策略的动态化调整性能. 仿真疏散过程也验证了多出口选择混合距离策略在群体疏散中的合理性和有效性.

关 键 词: 多出口疏散; 背景场; 粒子群优化; 综合最短距离; 疏散策略

中图分类号: TP 391.9

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2019)09-1222-06

Multi-exit Evacuation Strategy Based on Particle Swarm Optimization with Background Field

ZHANG Li-jie^{1,2}, LIU Jian-chang¹, TAN Shu-bin¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Continuing Education, Ningxia Institute of Science and Technology, Shizuishan 753000, China. Corresponding author: ZHANG Li-jie, E-mail: dwkzlj@126.com)

Abstract: In view of the crowd evacuation exit selection strategy question of complex buildings, this paper focuses on the cognitive difference of pedestrians in the synthetic shortest distance. The mixed distance strategy is established by introducing the distance factor and density factor, and combined with the modified background field modeling rules. The exit selection strategy is integrated into the particle swarm updating mechanism, and the exit selection strategy based on particle swarm optimization with background field is established. The evacuation performance of exit selection strategy is simulated by numerical experiments. The experimental results reveal the mechanism of group movement in multi-exit buildings, and reflect the dynamic adjustment performance of the evacuation strategy. The simulated evacuation process verifies the rationality and effectiveness of the multi-exit selection of the mixed distance strategy in group evacuation.

Key words: multi-exits evacuation; background field; particle swarm optimization; synthetic shortest distance; evacuation strategy

随着智能建筑的发展, 建筑内部多通道多出口的空间布局, 增加了应急疏散的难度. 针对多出口建筑空间, 研究如何在有限时间内指导行人选择出口进行有效疏散, 对于复杂建筑群体的应急疏散管理具有重要意义.

国内外学者对室内疏散问题开展了大量的研究, 文献[1]通过分析人群密度, 研究了检票口的多出口布局对疏散效率的影响. 文献[2]采用蚁

群实验研究了出口的位置和间距对出口效率的影响. 文献[3]采用改进地场模型模拟了无障碍物空间出口的宽度和位置对疏散过程的影响. 文献[4]讨论了行人的速度大小与行人密度的关系, 模拟了行人疏散特征. 文献[5]考虑行人的流动性、障碍物和出口的位置三个因素, 研究了拥挤环境下的多出口疏散模型. 以上研究主要集中在行人个体特征、行人路径选择、人群拥挤效应和出口

布局设计对疏散过程的影响. 对于具有多出口建筑疏散策略的研究相对较少. 文献[6]研究了行人视觉感知和态度或性格因素对疏散过程的影响. 文献[7]考虑出口人群密度、个体信息等因素,模拟了多出口疏散过程. 而在复杂建筑多出口疏散中,出口位置、行人位置和行人密度因素会直接影响行人对出口的选择策略.

本文在上述研究的基础上,针对复杂建筑人群疏散出口策略问题,考虑行人对综合最短距离认知的差异,引入距离因素和密度因素构建背景场,将修正的背景场建模规则融入到粒子群更新机理中,构建了基于背景场的粒子群优化算法的出口选择策略,用于群体疏散的指导.

1 多出口疏散策略

在实际疏散情况中,出口选择策略会对疏散过程和疏散结果产生较大影响. 当行人处于多出口紧急疏散环境时,出口堵塞的潜在因素不是行人作出决策首要考虑的因素,而显性的距离因素则成为移动策略的首要决定因素. 在高密度情况下,个体之间的交互信息反映了它们之间关系的强弱^[8],影响其决策. 本文引入距离因素和密度因素构建背景场,以背景场强度表征疏散空间中每个出口的吸引力状态^[1,9]. 疏散过程中总疏散时间由实际旅行时间和出口区域排队等待时间组成. 因此,以最短疏散时间为目标,建立疏散策略.

疏散目标函数为

$$F_{\min} \{ \max t_e(N_e) \}, \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \left. \begin{array}{l} 0 \leq N_e \leq N, \\ \sum_{e \in E} N_e = N. \end{array} \right\} \quad (2)$$

$$t_E = t_W + t_L. \quad (3)$$

其中: E 为所有出口的集合; t_E 为总的疏散时间; t_W 为拥堵等待时间; t_L 为通过当前位置到出口的实际距离所需的疏散时间; e 为任意出口; N_e 为通过任意出口 e 的人数.

本文在构建出口选择策略模型时,在综合最短距离模型中引入虚拟距离概念^[10],在模型中通过嵌入认知系数 α 来描述行人对出口人流密度、环境动态变化和行为合理性的认知能力,构建混合距离策略:

$$D_j = (1 - \alpha)L_j + \alpha W_j = (1 - \alpha)L_j + \alpha \frac{n_j}{r}. \quad (4)$$

其中: D_j 为行人当前位置到第 j 出口的综合最短距离; L_j 为当前位置到第 j 方向出口的实际距离;

αW_j 为行人当前位置到第 j 方向出口的虚拟距离; W_j 为人员当前位置到第 j 出口区域的估计距离; n_j 为第 j 出口区域的人数; r 为出口门的通行能力.

模型中认知系数 α 的作用,从出口选择的角度来看, α 为权衡实际疏散时间和估计时间的认知系数. 从认知能力对出口选择策略的影响来看, α 值越小,行人越趋向于选择离自己最近的出口作为目标出口,当 $\alpha = 0$ 时,此时的综合最短距离就是实际距离,距离当前位置越近的出口吸引力越大. 对于第 j 出口的距离吸引力概率为

$$P_L(j) = 1 - \frac{L_j}{\sum_{j=1}^M L_j}. \quad (5)$$

其中: L_j 表示行人当前位置到第 j 出口的实际距离; M 为出口的数量; $\sum_{j=1}^M P_L(j) = 1$.

在以最短时间为目标的疏散策略中,用式(4)中出口区域人群分布的数量 n_j 与出口门的通行能力 r 的比值定义了出口区域因排队等待产生的估计距离. 从认知能力对出口选择策略的影响来看, α 值越大,行人越趋向于考虑出口区域的人员密度,密度越高,估计距离越大. 当 $\alpha = 1$ 时,说明最近出口通行能力已达到饱和状态,此时趋向于最短估计距离,即 $\frac{n_j}{r}$. 出口区域人群密度越小即估计距离越短的出口吸引力越大,用密度表示出口吸引力. 对于第 j 出口的估计距离吸引力概率为

$$P_\rho(j) = 1 - \frac{\rho_j}{\sum_{j=1}^M \rho_j}. \quad (6)$$

其中: ρ_j 为第 j 出口区域的人员密度; $\sum_{j=1}^M P_\rho(j) = 1$.

文中综合考虑两种因素,通过 α 值的调节,灵活调整策略. 从混合策略角度来看, α 是基于距离和基于估计距离策略的权重系数. 基于混合策略的出口选择转移概率为

$$P_e(j) = (1 - \alpha)P_L(j) + \alpha P_\rho(j). \quad (7)$$

式中, $P_e(j)$ 为从当前位置选择第 j 个方向出口的概率,当 $0 < \alpha < 1$ 时,与第 i 个位置相邻的第 j 个方向出口的综合距离越短,其转移概率也越大.

2 疏散模型

2.1 疏散策略的形成

疏散行为发生的场所设施布局、疏散个体当

前状态特征和疏散环境状态构成了策略的框架和基本要素. 疏散策略形成流程如图 1 所示.

本文将背景场与 PSO 算法相结合建立了人群疏散模型, 用粒子表示待疏散人员, 定义出口为最终目的地; 利用元胞移动规则进行移动方向更新, 改进粒子群算法的行为学习机理进行位置更新; 从而使疏散过程呈现人群疏散的移动特征.

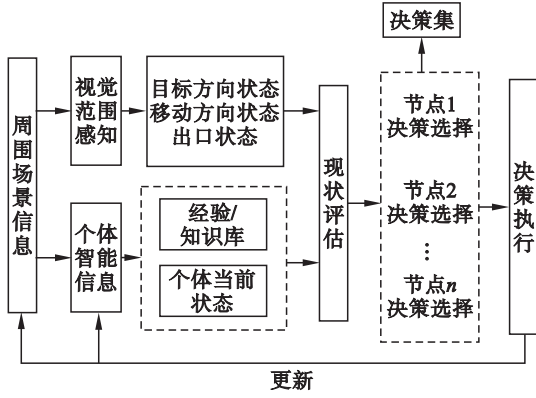


图 1 疏散策略形成流程

Fig. 1 Evacuation strategy formation process

2.2 背景场建模

文中采用基于背景场的元胞自动机模型将建筑疏散空间的基本要素进行了统一设定: 背景场采用了二维元胞. 建筑空间被均匀离散为 $l \times w$ 个元胞, 每个元胞 C 对应的空间大小为 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$, 即一个行人平均占用的空间. 该模型采用 CA 中常用的 Moore 型邻居, 根据规则在一个时间步长内疏散人员有 8 个可能的移动方向. 所有人员的位置都按照规则同步更新, 每个时间步长疏散人员只能移动一个元胞. 紧急疏散状态下行人平均步行速度约为 1.0 m/s , 每个时间步长约为 0.5 s .

该模型中的行人动态特征是由背景场吸引力和元胞移动方向引力决定的. 生成的背景场为 S , 背景场强为 SF_e . 元胞 $i(x_i, y_i)$ 到对应的出口 $j(x_j, y_j)$ 的静态场值的最短距离 S_{ij} 为

$$S_{ij} = \min \{ L_{ij} \}, \quad (8)$$

$$L_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}. \quad (9)$$

背景场的吸引力由两个主要因素决定: 从被占领的元胞到出口的距离 S_{ij} ; 背景场强反映了疏散过程中的行人路径选择行为. 第 j 个方向的背景场强 $\text{SF}_e(j)$ 表示为

$$\text{SF}_e(j) = S_{ij} - k_p n(j), \quad (10)$$

$$\text{SF}_e = \max \{ \text{SF}_e^1, \text{SF}_e^2, \dots, \text{SF}_e^j \}. \quad (11)$$

其中: k_p 为背景场影响力调节系数; $n(j)$ 为对应出口区域被人员占居的元胞数; SF_e^j 为各出口背

景场强; $j = 1, 2, 3, \dots, N$ 为疏散空间的出口编号.

在疏散过程中, 由于出口区域的疏散人数的变化, 使得背景场也会随之形成“动态”场, 行人在疏散场中不同的位置会感受到不同的背景场强吸引力. 当各出口的背景场强发生变化时, 各自区域的吸引力也随之变化, 从而改变行人对出口的选择策略. 出口背景场的吸引力概率 P_{sf} 表示如下:

$$P_{sf}(j) = \alpha_L P_L(j) + \alpha_p P_p(j), \quad (12)$$

$$P_L(j) = 1 - \frac{S_{ij}}{L}, \quad (13)$$

$$P_p(j) = 1 - \frac{n_p(j)}{n_l \times n_w}. \quad (14)$$

其中: $P_L(j)$ 为第 j 个方向出口背景场的距离吸引力概率; $P_p(j)$ 为第 j 个方向出口背景场的密度吸引力概率; α_L 为出口距离系数; α_p 为出口方向密度系数; L 为所有元胞离最近出口距离中的最大值; n_l 为目标出口区域范围内的行数; n_w 为目标出口区域范围内的列数; $n_l \times n_w$ 为所选目标区域可容纳的最多人数; $p = \frac{n_p(j)}{n_l \times n_w}$ 为背景场出口区域密度比率.

2.3 出口选择策略

结合背景场中粒子移动规则, 粒子 i 在背景场中移动的方向和位置根据所处邻域内背景场的状态来选择目标元胞, 每个粒子自身包含具体位置 $s_{im} = (s_{i1}, s_{i2}, s_{i3}, \dots, s_{im})$ 和视野中的最优场强信息为 SF_e , 粒子在不同区域的静态场值和场强分别对应当前位置 p_{cur}^k 和局部最优目标位置 p_{best}^k , 更新所有行人的当前位置并确定全局最优评价函数值 $F(j) = \min \{ D_j \}$, 下一个时间步中, 选择转移概率 $P_{\text{max}}(j) = \max P(j)$ 值最大的元胞作为全局最优位置 g_{best}^k . 如果有超过一个数量的元胞被作为目标时, 则对 $P_{\text{max}}(j)$ 进行排序, 然后随机选择其中一个元胞作为全局最佳目标位置更新. 通过将改进粒子群算法针对速度更新的规则, 转变为背景场中粒子的速度方向和大小分量更新规则^[11]. 确定粒子的移动位置时, 通过对粒子群位置转移评价值排序和行为学习^[12], 比较粒子在疏散空间内的静态场值, 进而确定粒子的移动策略.

2.3.1 速度更新规则

在本节中, 粒子 i 速度的更新包括速度方向和速度分量的更新, 更新方程为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{\text{best}}^k - p_{\text{cur}}^k) + c_2 r_2 (g_{\text{best}}^k - p_{\text{cur}}^k), \quad (15)$$

$$v_i^{k+1} = v_{id}^{k+1} \cdot v_{is}^{k+1}. \quad (16)$$

其中: v_{id}^{k+1} 为粒子 i 在 $k+1$ 时刻的速度方向分量; v_{id}^k 为粒子在 k 时刻的速度方向分量; v_{is}^{k+1} 为粒子在 $k+1$ 时刻的速度分量; v_i^{k+1} 为粒子在 $k+1$ 时刻的速度; p_{cur}^k 为疏散人员当前的位置; p_{best}^k 为视野范围内搜索到的局部最优位置; g_{best}^k 为疏散场景范围内搜索到的全局最优位置; ω 为惯性因子, 通常, ω 取值从 1 到 0.5 递减; r 为介于 (0, 1) 之间的随机数; c_1, c_2 为学习因子, $c_1 \in (2.5, 0.5), c_2 \in (0.5, 2.5)$.

为使行人的疏散更趋于合理, 设置个体速度 $v_{is} < v_{max}$. 最大速度采用局部密度的概念来描述出口区域最大速度-密度的关系^[4]:

$$v_{max} = \begin{cases} 1.5 \text{ m/s}, \rho \leq 20; \\ 0.7 \text{ m/s}, \rho > 20. \end{cases} \quad (17)$$

其中: v_{max} 为人员最大速度; ρ 为区域人员密度.

速度分量定义为

$$v_{is} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{\rho}{\rho_{max}}\right)^{\bar{\omega}}\right) \times v_{max}, \rho \leq \rho_{max}; \\ 0, \rho > \rho_{max}. \end{cases} \quad (18)$$

其中: ρ_{max} 为区域允许最大密度; v_{is} 为人员当前速度分量; $\bar{\omega}$ 为调节系数.

2.3.2 转移评价适宜度函数

通过比较个体所处的位置与其他行人的位置的转移评价价值作出决策. 若当前位置的转移评价价值优于其他行人, 则确定为移动目标位置, 否则寻找视野范围内次优位置. 转移评价适宜度函数为

$$F(j) = \min\{D_j\} = (1 - \alpha)L_j + \alpha W_j = (1 - \alpha)L_j + \alpha \frac{n_j}{r}. \quad (19)$$

2.3.3 位置更新

以转移评价函数最优值作为粒子 $i(x_i, y_i)$ 选择更新策略, 形成个体路线. 位置更新流程如下:

- 1) 确定行人 i 在背景场中的位置 $s_{im}(x_i, y_i)$, 根据所处邻域内背景场强 SF_e 确定移动方向;
- 2) 计算行人 i 移动方向的吸引力概率 $P_{sf}(j)$, 排序确定移动目标;
- 3) 确定行人 i 在背景场中当前的最优位置 s_{ibest}^k ;
- 4) 根据转移评价适宜度函数值和速度更新规则更新行人 i 的移动位置 p_i^{k+1} :

$$p_i^{k+1} = \begin{cases} s_{ibest}^k + v_i^{k+1} \cdot \Delta t, s_{ibest}^k \leq g_{ibest}, \\ s_{ibest}^k, \text{其他}. \end{cases} \quad (20)$$

其中: s_{ibest}^k 为第 i 粒子在背景场中当前最好的位置; g_{ibest} 为学习概率. 当粒子 i 的转移评价适宜度

函数值满足 $s_{ibest}^k \leq g_{ibest}$ 时, 更新下一步的位置.

5) 按照转移概率更新行人位置,

$$P(j) = k(j) [(1 - \alpha)P_L(j) + \alpha P_p(j)] w_{exit}(j). \quad (21)$$

其中: $k(j)$ 为移动位置调节系数, 当移动方向 j 的位置存在时取值为 1, 不存在时取值为 0; $w_{exit}(j)$ 为出口方向校正系数, 目标位置如果已被占据, 则个体随机改变一个较小的移动角度, 执行位置更新.

3 模型应用分析

对基于背景场的粒子群出口选择策略进行数值模拟, 以实验楼作为疏散场景, 对疏散空间的出口布局设置了不同的参数, D1 四个出口对称分布在四面墙中间位置, D2 四个出口不对称分布在对面两个墙上, D3 四个出口不对称分布在三面墙上, 出口宽度均为 1.5 m, D4 在一面墙上布置了 1.5 m 和 1.0 m 两个出口. 为验证所建模型的有效性, 模拟了出口选择策略的性能, 并与其他模型进行了比较.

3.1 基于混合疏散策略的疏散过程仿真

对文中所建模型 FF-MPSO 在 D4 布局中进行模拟仿真, 疏散过程如图 2 所示, 分别为 5, 35, 70, 115 s 的疏散状态, 反映了行人对疏散策略的选择和实时调整过程. 35 s 时出口 2 的行人密度明显高于出口 1, 呈现排队状态; 70 s 到 115 s 的过程中, 行人从出口 2 向出口 1 移动, 出口 1 是宽门, 流量比出口 2 大. 验证了混合策略对疏散过程的动态调整.

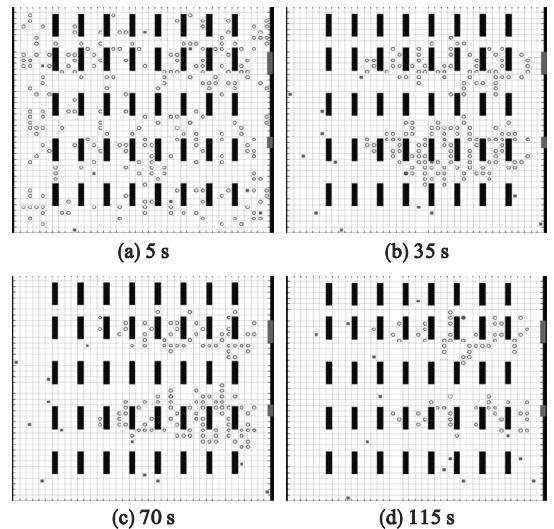


图2 疏散过程

Fig. 2 Evacuation process

3.2 多出口选择策略对疏散效率的影响

为验证多出口选择策略对疏散效率的影响,对 D2 的场景进行了实验,结果如图 3 所示, α 分别取 0.1,0.3,0.5,0.7,0.8 和 1.0 时疏散时间和行人密度关系,总体表现出随着混合策略的过渡疏散时间逐步减少,随着行人密度的增加疏散时间增大. α 取值从 0.5 之后, $\rho > 0.7$ 之后,疏散时间不再有明显的变化,此时区域密度已达到出口拥堵临界状态.针对这一现象,通过设置出口临界密度 ρ_c 和人数 n_j 区分目标区域的人群是低密度还是高密度.图 4 表明在密度较高时,疏散时间随着 α 取值的增大呈现下降趋势. α 越大,出口对行人的吸引力越小.随着出口行人密度的增加,出口堵塞程度的差异会随着 α 的增大而逐渐减小,疏散时间也减少.低密度区域没有行人排队现象($\rho = 0.1$),曲线呈平缓趋势. α 的设置,能够合理地避免从众行为发生.

3.3 模型疏散效率比较

模型对 D3 布局的场景中 200 人的疏散过程进行实验,并与文献[7]及 FF 经典背景场模型进行了比较,如图 5 所示.疏散中后期,FF - MPSO 模型表现出较高的效率且优于其他两个模型.D3 场景实验的结果如图 6 所示,在 FF 模型中,出口 1 和出口 4 集聚了大量人员,出口 2 仅有 2 人选择,疏散效率较低.CA - PSO 模型,选择出口 1 的人员数量大,出口 1 明显拥堵,而出口 2 利用率较低.在 FF - MPSO 模型中,4 个出口的疏散人数基本均衡.结果与图 2 的仿真过程一致,反映了混合策略在疏散过程中的合理性和有效性.FF - MPSO 模型能及时调整关键节点疏散,避免从众现象造成局部过度拥堵.

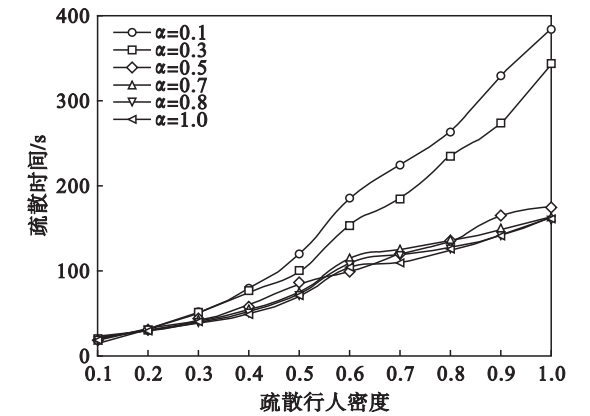


图 3 人员密度和疏散时间关系

Fig. 3 Relationship between human density and evacuation time

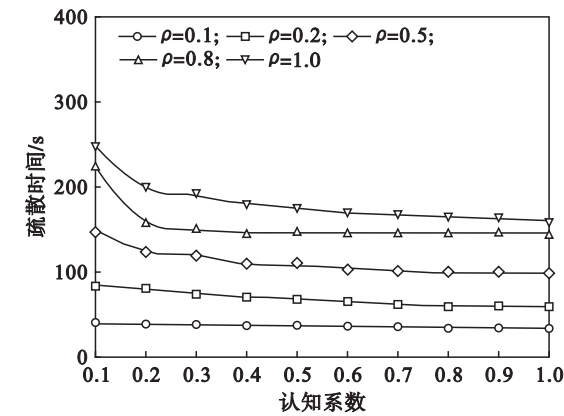


图 4 疏散策略和疏散时间关系

Fig. 4 Relationship between evacuation strategy and time

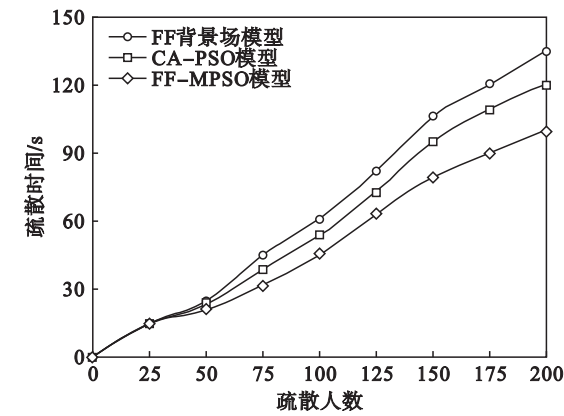


图 5 三个模型的疏散时间

Fig. 5 Evacuation time of the three models

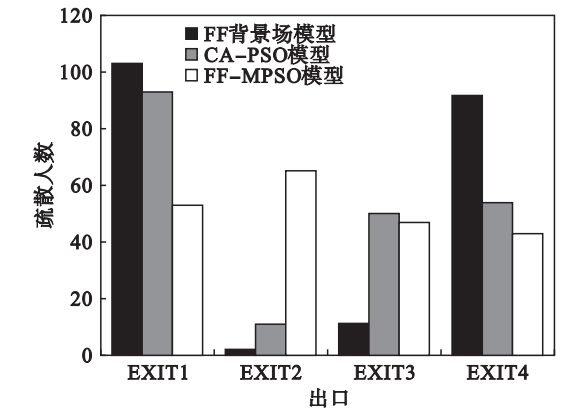


图 6 各出口疏散的人数

Fig. 6 Number of evacuees at each exit

4 结 论

- 1) 提出的出口选择混合距离策略,有效降低了出口不对称引起的疏散不平衡现象.
- 2) 通过认知系数的调节,有效避免从众行为的发生,实现了复杂空间疏散过程的动态化调整和群体性人群的疏散指导.

3) 混合距离策略反映了密集人群疏散的避险特征,为建立群体疏散应急预案提供参考依据.

参考文献:

[1] Dossett V,Bouzat S,Kuperman M N. Behavioral effects in room evacuation models [J]. *Physica A*, 2017, 479: 193 – 202.

[2] Wang S J,Cao S C,Wang Q,et al. Effect of exit locations on ants escaping a two-exit room stressed with repellent [J]. *Physica A*,2016,457;239 – 254.

[3] Tian H H, Dong L Y, Xue Y. Influence of the exits configuration on evacuation process in a room without obstacle [J]. *Physica A*,2015,420;164 – 178.

[4] Zheng Y C,Chen J Q,Wei J H,et al. Modeling of pedestrian evacuation based on the particle swarm optimization algorithm [J]. *Physica A*,2012,391;4225 – 4233.

[5] Heba A K,Shiroq A M,Reham A, et al. Effect of exit placement on evacuation plans [J]. *European Journal of Operational Research*,2018,269;749 – 759.

[6] Liao W C,Zheng X P,Cheng L S, et al. Layout effects of multi-exit ticket-inspectors on pedestrian evacuation [J]. *Safety Science*,2014,70;1 – 8.

[7] 杨波,陈丹丹,夏颖,等. 基于 GIS 的 CA – PSO 多出口场景疏散模型研究 [J]. 中南民族大学学报 (自然科学版),

2017,36(1):107 – 111.
(Yang Bo,Chen Dan-dan,Xia Ying,et al. Research on CA-PSO multi-exit scene evacuation model based on GIS [J]. *Journal of South-Central University for Nationalities(Natural Science Edition)*,2017,36(1):107 – 111.)

[8] Yang C H,Xie S,Yuan X F,et al. A new data reconciliation strategy based on mutual information for industrial processes [J]. *Industrial Engineering Chemistry Research*,2018,57: 12861 – 12870.

[9] 董力耘,陈立,李翔. 双出口房间的人群疏散的出口选择行为 [J]. 上海大学学报 (自然科学版), 2016, 22 (6): 737 – 745.
(Dong Li-yun,Chen Li,Li Xiang. Exit choice behavior of pedestrians evacuating from a two-exit room [J]. *Journal of Shanghai University (Natural Science Edition)*, 2016, 22 (6):737 – 745.)

[10] Yue H,Zhang B Y,Shao C F,et al. Exit selection strategy in pedestrian evacuation simulation with multi-exits [J]. *China Physica B*,2014,23(5):050512.

[11] Lin Y Y,Chen Y P. Crowd control with swarm intelligence [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. Singapore,2007;3321 – 3328.

[12] Cheng R, Jin Y C. A social learning particle swarm optimization algorithm for scalable optimization [J]. *Information Sciences*,2015,291;43 – 60.



(上接第 1221 页)

[13] Akos L. On the bounded real lemma [J]. *Systems and Control Letters*,2002,45(4):339 – 346.

[14] 王锡范. 现代电力系统分析 [M]. 北京:科学出版社,2003.
(Wang Xi-fan. Modern power system analysis [M]. Beijing: Science Press,2003.)

[15] 陈珩. 电力系统稳态分析 [M]. 3 版. 北京:中国电力出版社,2007.

(Chen Heng. Power system steady state snalysis [M]. 3rd ed. Beijing:China Electric Power Press,2007.)

[16] 陈启宗,王纪文. 线性系统理论与设计 [M]. 北京:科学出版社,1988.
(Chen Qi-zong,Wang Ji-wen. Linear system theory and design [M]. Beijing:Science Press,1988.)

[17] Kailath T. Linear systems [M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall,1980.