

6-25-2020

Crowd Evacuation Model Based on Improved PSO Algorithm

Changhua Li

School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

Chenggong Bi

School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

Zhijie Li

School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Crowd Evacuation Model Based on Improved PSO Algorithm

Abstract

Abstract: Aiming at the poor local optimization ability and easy premature convergence of the particle swarm optimization (PSO) algorithm in evacuation simulation, a crowd evacuation model based on the improved PSO algorithm is proposed. On the basis of the original model, factors such as the forward driving force, exclusion driving force and panic degree of evacuees are introduced. According to the environmental factors and crowd movement, evacuees' direction is dynamically adjusted, and tends to the ideal exit under the optimal exit selection mechanism. The parametric simulation experiment of evacuation efficiency is carried out for the physical factors such as the exit location. The experimental results show that the evacuation model is effective, and can avoid local congestion, provides reasonable reference to the architectural design and management.

Keywords

evacuation simulation, PSO algorithm, driving force, panic level, export choice

Recommended Citation

Li Changhua, Bi Chenggong, Li Zhijie. Crowd Evacuation Model Based on Improved PSO Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(6): 1000-1008.

基于改进 PSO 算法的人群疏散模型

李昌华, 毕成功, 李智杰

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要: 针对粒子群优化算法 (PSO) 在疏散模拟中局部寻优能力差、易过早收敛的问题, 提出了一种基于改进 PSO 算法的人群疏散模型。在原有模型基础上引入正向驱动力、排斥驱动力、疏散人员的恐慌程度等因子; 根据环境因素和人群移动动态调整疏散人员的方向, 并在最佳出口选择机制下趋向理想出口; 对出口位置等物理因素进行疏散效率的参数化仿真实验。实验结果表明了疏散模型的有效性, 可有效避免疏散过程中的局部拥堵现象, 从而为建筑设计与管理提供合理参考。

关键词: 疏散模拟; PSO 算法; 驱动力; 恐慌程度; 出口选择

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2020) 06-1000-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0782

Crowd Evacuation Model Based on Improved PSO Algorithm

Li Changhua, Bi Chengong, Li Zhijie

(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Aiming at the poor local optimization ability and easy premature convergence of the particle swarm optimization (PSO) algorithm in evacuation simulation, a crowd evacuation model based on the improved PSO algorithm is proposed. On the basis of the original model, factors such as the forward driving force, exclusion driving force and panic degree of evacuees are introduced. According to the environmental factors and crowd movement, evacuees' direction is dynamically adjusted, and tends to the ideal exit under the optimal exit selection mechanism. The parametric simulation experiment of evacuation efficiency is carried out for the physical factors such as the exit location. The experimental results show that the evacuation model is effective, and can avoid local congestion, provides reasonable reference to the architectural design and management.

Keywords: evacuation simulation; PSO algorithm; driving force; panic level; export choice

引言

大规模人群的紧急疏散是一个复杂的过程, 真实的逃生演练能够专注于多个目标, 并且可以获取丰富的数据信息。但逃生演练受到成本高、无法保

证人员安全等各种因素的阻碍^[1]。在计算机仿真技术迅速发展的浪潮下, 运用计算机辅助模拟人类行为成为了研究热点^[2], 如何更好地模拟人群运动成为进行交互式建模和仿真的必要条件。在模拟火灾或地震等紧急情况发生时人群的行为是十分复杂的, 需要考虑建筑物周围的环境和条件、人的心理等多方面的因素。紧急情况下由于人群的争抢会产生巨大的恐慌, 甚至可能导致生命威胁, 因此对于建筑物紧急情况的模拟十分必要, 通过建筑疏散模拟能够帮助工作人员进行疏散规划和基于建筑安



收稿日期: 2018-11-22 修回日期: 2019-02-02;
基金项目: 国家自然科学基金(61373112), 陕西省自然科学基金(2016JM6078);
作者简介: 李昌华(1963-), 男, 江苏南京, 博士, 博导, 教授, 研究方向为模式识别、数字建筑等; 毕成功(1994-), 男, 安徽桐城, 硕士, 研究方向为智能建筑, 计算机仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 1000 •

全性能的设计等工作,从而更好的保证建筑的安全和舒适程度。

在人群疏散建模中,目前主要有宏观模型和微观模型 2 类。宏观模型主要采用网络流的方法模仿人流的疏散过程,其没有考虑个体之间的作用与差异;微观模型有元胞自动机模型、社会力模型和 Agent 模型等。元胞自动机模型是一种基于网格的微观离散仿真模型^[3],对于小规模的人群疏散能够提供良好的模拟结果。Helbing 所提出的社会力模型是函数规划的典型表示^[4],其假定人群受到心理和物理因素的影响,主要使用微分方程来描述人员的行为。基于 Agent 的疏散模型是 Agent-Based 技术的代表,目前在人群模拟上的发展迅速。粒子群优化算法(PSO)是一种群体智能算法^[5],其根据给定的适应度函数进行迭代,从而优化候选解。后来 Izquierdo 等^[6]提出通过粒子群优化算法模拟人类行为的思想,该算法更加适用于大规模的人员疏散,且能得到较好的人群模拟效果。陈等^[7]提出了一种基于多智能体框架和改进粒子群算法的应急疏散模型,用于模拟连续室内小空间内的人员紧急疏散。郑瑶辰等^[8]使用粒子群优化算法模拟疏散过程来改进行为规则进行疏散模拟,赵子骏等^[9]提出了带有视野半径的 PSO 人群疏散模型,在传统 PSO 算法的基础上考虑了人群在疏散过程中无法有效获得疏散人群中最优个体的信息的实际问题。

目前大多数研究均只考虑单个出口,且没有考虑到出口选择和群体行为等多重目标的影响,无法满足现实情况下多出口情况下多目标影响的人群疏散模拟。本文使用粒子群算法对建筑物紧急情况下人群疏散进行建模,在传统的 PSO 算法基础上引入正向驱动力与排斥驱动力、疏散人员的恐慌程度等因子,从而在考虑人员恐慌的条件下进行出口选择,并根据环境因素和人群移动动态调整疏散人员的方向,建立了一个更符合实际的多因子建筑疏散模型,避免了疏散过程中因过早收敛而造成的局部拥堵现象,从而提供更好的建筑疏散模拟效果。

1 粒子群优化(PSO)算法

PSO 算法是一种启发式优化方法,它的灵感来自于鸟类的群体现象。启发式优化方法通常是基于规则的、随机的方法,通常通过观察自然现象、物理过程和社会行为来创建。这些方法通常比传统的基于导数的方法更有效地解决高度非线性、多目标的优化问题。启发式优化方法有很多种,如遗传算法(GAS)、模拟退火(SA)、蚁群优化(ACO)、人工神经网络(ANN)等。而 PSO 是一种非常简单和计算成本低廉的方法,因为它只需要原始的数学运算符。

典型的 PSO 算法首先在一个设计空间中初始化一定数量的粒子,每一个粒子的基本属性有位置 X 与速度 V :

$$pos_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iN}(t)] \quad (1)$$

$$V_i(t) = [v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{iN}(t)] \quad (2)$$

式中: $pos_i(t)$ 为第 i 个粒子 t 时刻在设计空间中的位置; $V_i(t)$ 为粒子在设计空间中速度; N 为设计空间的维度。

每个粒子的目标是搜索所在区域中的全局最优解,粒子具有自己的速度,能够驱动它们在空间中移动。简而言之,每个粒子都具有 2 个方面的信息:

- (1) 它所达到的个人最佳位置(称为 $pbest$);
- (2) 所在空间中的全局最佳粒子(称为 $gbest$)。

这 2 种“最佳”都基于适应值(目标函数值)。在每次迭代中,当粒子在设计空间中搜索时,每个粒子的速度都会使用有关其个人最佳位置($pbest$)和当前全局最佳位置($gbest$)的信息进行更新。通过更新速度的驱动,粒子的位置在设计空间中进行相应的更新。下面方程用于更新粒子的位置:

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + c_1 \cdot rand() \cdot (pbest - pos_i(t)) + c_2 \cdot rand() \cdot (gbest - pos_i(t)) \quad (3)$$

$$pos_i(t+1) = pos_i(t) + V_i(t+1) \quad (4)$$

式中: w 为惯性加权因子; $rand()$ 为 0 到 1 之间的随机数; c_1 和 c_2 为粒子的学习因子。

然后重复此过程直到满足收敛条件。

2 改进的 PSO 人群疏散模型

由于 PSO 起源于模拟鸟类的集群，鸟类在寻找食物的同时保持彼此之间的最佳距离，因此它是模拟建筑疏散过程的良好模型，其中撤离人员在移动时试图保持一定的距离朝向他们的最佳位置(例如，房间或区域的最近出口)。现实的疏散场景中，确定撤离人员的移动需要考虑多方面的因素，需要进行多目标优化。每个撤离者被认为是一个独立的实体(粒子)，其运动由位置与墙壁、障碍物、其他撤离者、路标和出口等的关系决定。在每个时间步，对于每个粒子，首先选择一个出口，然后，计算正向驱动(朝向出口、朝向该区域中位置最优的撤离者和朝向路标的驱动)以及排斥驱动(远离障碍和其他作为障碍物的粒子)，从而产生整体的驱动。这个总的驱动向量为撤离者提供移动方向，粒子将尽可能地进行移动(考虑到其个人速度和恐慌程度)。每个时间步中每个撤离者都会进行此计算，最终的结果会是一个流动和逼真的运动，而不是通常在网格形的模型中产生的棋盘式运动。

2.1 正向驱动力与排斥驱动力

对于每个撤离者(粒子)总的驱动力由式(5)给出：

$$F_{total} = F_{pb} + F_{gb} + F_{exit} + F_{sign} + RF_{oth} + RF_{obs} \quad (5)$$

式中： F_{pb} 、 F_{gb} 、 F_{exit} 和 F_{sign} 分别表示来自个人最佳位置、全局最佳位置、出口和路标的正向驱动； RF_{oth} 和 RF_{obs} 分别为来自其他撤离者和障碍的排斥驱动。各个驱动力的计算见以下的推导。

(1) 正向驱动(F_{pb} 、 F_{gb} 、 F_{exit} 和 F_{sign})

撤离者总是具有向期望位置的运动趋势，在该方向上，撤离者能以大小为 v 的速度向期望位置行走，以下为了模拟现实情况下的人群，设定了反应时间 τ 来影响方向变化的速度，对于任意撤离者 i 的正向驱动计算如下：

$$F_D = m_i \cdot \frac{v(pos_{ex}(t) - pos_i(t)) - V_i(t)}{\tau} \quad (6)$$

式中： m_i 为撤离者 i 的质量； $pos_i(t)$ 为撤离者 t 时

刻的位置向量； $pos_{ex}(t)$ 为撤离者 i 在 t 时刻的全局最佳位置； $V_i(t)$ 为撤离者 i 在 t 时刻的速度向量。

(2) 粒子间排斥的相互作用力(RF_{oth})

在现实疏散场景中，人们一般不希望和其他撤离者太过接近，以免发生不必要的危险，所以所考虑的这一项是一个社会心理方面的问题，并且在使撤离者彼此分开方面起着重要作用。即如果 2 个撤离者之间的距离过近，则相互之间的斥力迅速增大，任意撤离者 j 对于任意撤离者 i 的斥力计算如下：

$$F_{ij} = \left\{ A_i \cdot \exp\left(\frac{r_i + r_j - d_{ij}}{B_i}\right) + a \cdot (r_i + r_j - d_{ij}) \right\} \cdot \frac{(pos_i - pos_j)}{d_{ij}} \quad (7)$$

式中： A_i 、 B_i 为根据不同撤离者的拥挤容忍度随机给出的常数； r_i 和 r_j 分别为撤离者 i 和 j 的半径； $d_{ij} = \|pos_i - pos_j\|$ 为撤离者 i 和 j 之间的距离； a 为斥力因子，在这里取 1； pos_i 和 pos_j 分别为撤离者 i 和 j 所处位置的坐标。

(3) 障碍的排斥驱动

与排斥的作用力相似，在紧急情况发生时，人们也不会太靠近障碍(比如墙壁，危险地带)，但是障碍的形状多种多样，所以需要单独考虑。为了防止这种情况，引入了障碍的排斥驱动，任意障碍 w 对于任意撤离者 i 的斥力计算如式(8)所示。

$$F_{iw} = \left\{ A_i \cdot \exp\left(\frac{r_i - d_{iw}}{B_i}\right) + a \cdot (r_i - D_{iw}) \right\} \cdot \frac{(pos_i - pos_{obs})}{d_{iw}} \quad (8)$$

式中： D_{iw} 为撤离者到障碍外壁的距离； pos_{obs} 为障碍中心的坐标； d_{iw} 为撤离者到障碍中心的距离。

经过计算，一旦获取到总驱动力，撤离者的位置将被使用以式(9)更新：

$$pos_i(t + \Delta t) = pos_i(t) + \frac{F_{total}}{|F_{total}|} \cdot Speed_i(t) \cdot \Delta t \quad (9)$$

式中： $pos_i(t)$ 为撤离者 t 时刻的位置向量； $pos_i(t + \Delta t)$ 为 Δt 时间后新的位置向量； $Speed_i(t)$ 为撤离者 i 的速度速率； Δt 为模拟时间步长。

在比较原始的 PSO 和改进后的 PSO，改进后的 PSO 中有以下 3 个关键点：

1) 消除了学习因子 c_1 和 c_2 以及随机数的随机性影响;

2) 消除了惯性速度所带来的影响;

3) 各个转向驱动力具有相同的加权系数。

这些变化是由于在疏散模型中使用改进 PSO 而不是传统的全局优化策略而产生。在全局优化中, 使用 PSO 的目的是有效地探索优化问题的未知设计空间, 学习因子、惯性因子和随机数的值以全局优化的方式被定义, 以此来产生有效的探索。然而, 在疏散模拟中, 撤离者的移动是确定性的, 并且仅由每个单独的撤离者的物理移动速度(V_i)控制。因此, 改进的疏散模型将学习因子 c_1 和 c_2 以及随机数的随机性消除, 而全局最优 F_{gb} 和个人最优 F_{pb} 所产生的正向驱动被保持。虽然路径是确定性的, 但重要的是每个撤离者的决策过程应该是随机的, 由于决策过程与撤离者的心理和生理行为有关, 这与原始 PSO 不同, 它是一个基于 PSO 方法的随机多输入多输出人类行为的系统建模。

2.2 恐慌程度的定义

在紧急情况下, 人的心理一般也会受到一定程度的影响, 但人的心理高度复杂且并无统一的数学模型去描述人类的情感。所以很多时候只能选择情感的一个方面去研究其对疏散过程的影响。很多国内外的学者认为, 恐慌在疏散过程中对人的行为造成的影响程度最大^[10]。在紧急情况下, 许多因素都会对个体的恐慌程度造成影响。虽然人的恐慌很难描述但是其却很大程度的影响撤离者的行为。为了使疏散模型融入个体的心理因素, 更加贴近实际情况, 本文引入撤离者的恐慌程度, 表示如下:

$$n_i = p \cdot e^{-num} + (1-p) \cdot \frac{\bar{d}}{\sqrt{L^2 + H^2}} \quad (10)$$

式中: n_i 为撤离者 i 的恐慌程度, 取值为 0~1, 越靠近与 1, 恐慌程度越高。

其中恐慌系数 p 为 0~1 的随机数, num 为撤离者视野范围内的人数, \bar{d} 为撤离者到所有出口距离的平均值, L 和 H 分别为整个空间的长度和宽度。

由于恐慌的影响, 在人群疏散模型中加入恐慌因素后, 会提高人群的整体移动速度, 即:

$$Speed_i(t+1) = Speed_i(t) \cdot (1+n_i) \quad (11)$$

2.3 最佳出口的选择

对于多出口的环境, 目标函数的确定也就需要进行出口的选择。在现实生活中, 人们在遇到出口选择时, 不仅要考虑与出口之间的距离, 还需考虑出口是否拥堵的情况, 每个出口的评估过程由它们的线性组合来表示, 这些因素由个人的恐慌程度决定^[11]。如果较为恐慌, 那么距离因素的影响将更为明显; 否则出口的拥堵情况将是主要决定因素。定义出口的代价函数数学表达如式(12)所示。

$$Evaluate_{ik}(t) = n_i \|pos_k - pos_i(t)\| + (1-n_i)M_k(t) \quad (12)$$

式中: $Evaluate_{ik}(t)$ 为出口 k 对于撤离者 i 在 t 时刻的出口代价; $\|pos_k - pos_i(t)\|$ 为撤离者 i 与出口 k 之间的距离; n_i 为撤离者 i 的恐慌程度; $M_k(t)$ 为出口 k 在 t 时刻的拥挤情况, 即当前选择出口 k 作为全局最佳位置的人数。

所以对于撤离者 i 在 t 时刻的最佳出口计算如式(13)所示。

$$BestE_i(t) = index\{Max(Evaluate_{ik}(t))\} \quad (13)$$

2.4 疏散模型算法流程

利用粒子群优化算法对疏散过程进行模拟, 可以成功地获得个体的特征。它不仅考虑了个体对环境的感知能力, 还考虑了群体在疏散过程中的社会属性, 使模拟结果更适合于真实的疏散过程, 在疏散过程中, 人员的各种行为都会对个体的疏散速度产生一定的影响。可根据不同人员的属性, 可以设置不同的参数。为了不过分考虑乘客的心理影响, 假设乘客在研究过程中有轻微的心理影响, 不会因紧急情况引起的恐慌而失去疏散行为^[12]。最终在粒子群优化算法中融入改进模型中所考虑的驱动力、恐慌程度以及出口选择机制后, 疏散模型的具体流程为:

step 1: 设定疏散场景中代理的数目为 N 和代理的初始参数, 使其随机分布且不重叠, 同时给定

出口的数目及其位置;

step 2: 计算所有代理的适应度函数值, 如果到达出口则退出疏散序列, 记录没有到达出口的所有代理的位置及其速度;

step 3: 根据区域内每个代理 i 的位置, 计算得到每个代理对应的恐慌程度和最佳出口位置, 然后计算每个代理 i 的正向驱动力与排斥驱动力, 最后得到总驱动力;

step 4: 根据得到的总驱动力更新代理 i 的速度与位置、个人最佳位置 $pbest$ 和视野内的全局最佳位置 $gbest$;

step 5: 判断是否所有代理均到达出口, 如果满足则执行下一步, 否则转到 step 2;

step 6: 结束疏散模拟, 输出疏散时间和疏散路线图。

在疏散过程中动态显示疏散过程并记录每个代理的疏散位置与疏散时间。

3 仿真与结果分析

本文以某地下购物广场的建筑平面图构建了如图 1 所示的 600 像素×600 像素的实验场景。为了分析出口位置和路标对于疏散效率的影响, 设计了以下实验进行了分析, 在每次实验中, 代理数量分别为 20, 60, 100, 140, 180, 220, 260, 300 和 340 依次递增。行人的初始速度 $Speed=1.2$ m/s, 视野半径取 $10\text{ m}^{[9]}$, 各个代理的属性 A_i , B_i 和恐慌系数 p 均设定为 0~1 之间的随机数。在每次模拟中所有代理的初始位置随机且彼此不重叠, 所得结果取多次实验的平均值。

(1) 实验 1: 出口位置对疏散效率的影响

在实验中, 先设定代理数为 60, 并将 2 个出口置于不同位置进行实验, 每次实验中行人的初始位置随机给定, 图 2 是出口在上下中间位置时进行疏散的进程图。

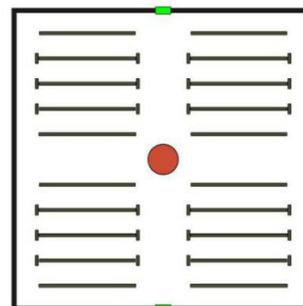
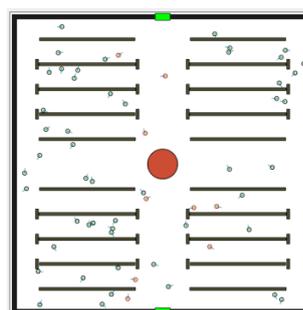
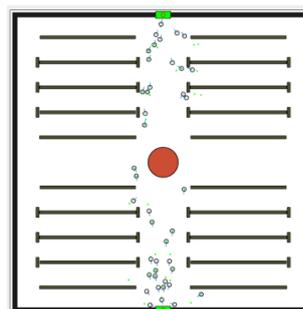


图 1 实验场景图

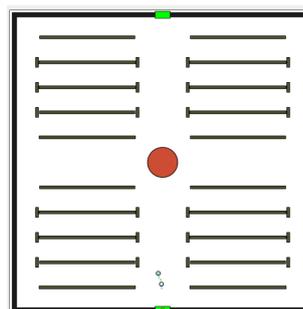
Fig. 1 Experimental scene



(a) 疏散前期代理分布



(b) 疏散中期代理分布

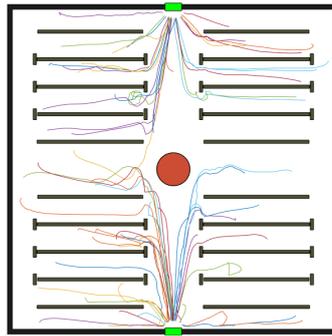


(c) 疏散后期代理分布

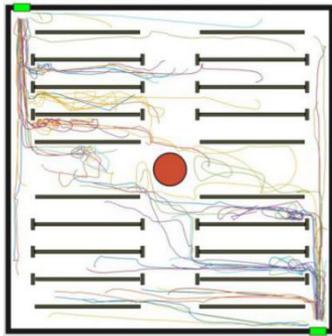
图 2 实验 1 疏散进程图

Fig. 2 Evacuation process map of experiment 1

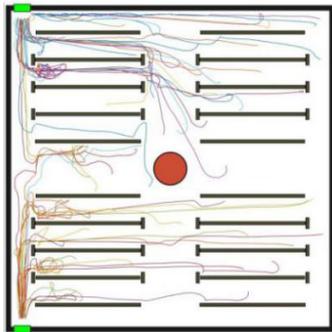
对于出口在不同位置时的疏散过程, 得到的人群疏散路线如图 3 所示。



(a) 出口位置在上下中间位置



(b) 出口在上下对角位置



(c) 出口在上下同边位置

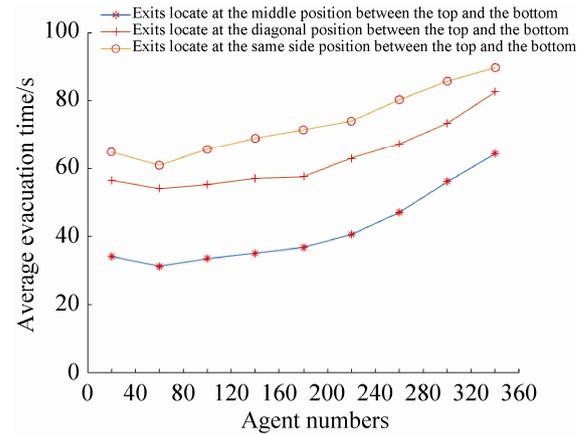
图 3 实验 1 疏散路线图

Fig. 3 Evacuation route of experiment 1

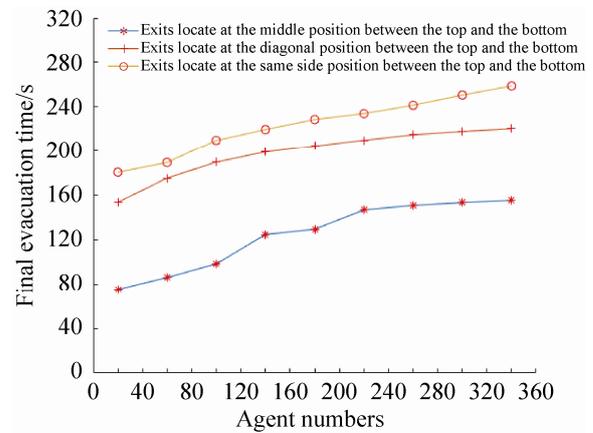
通过图 3 中的疏散路线图, 在仿真过程中, 代理根据与出口之间的相对位置和出口的拥堵情况进行出口的选择, 很好地避免了某个出口过于拥堵对疏散效率的影响。但在内部的拐弯处会出现疏散路线的交织现象, 由于在该区域易于拥堵, 体现了疏散过程中的快即是慢。在 2 个出口位于上下同边位置, 2 个出口对大多数代理的吸引力没有显著差异, 2 个出口之间存在耦合, 增加了出口附近形成堵塞的可能性, 所以在疏散路线上形成交叉, 易造成疏散过程中的碰撞; 而在 2 个出口位于上下中间

位置, 则很好的避免了这一情况, 疏散路线较为分散, 能够兼顾到各个区域的人员疏散。

改变疏散场景中的代理数目分别进行 100 次实验, 取仿真结果的平均值。2 个出口分布在 3 个不同位置的情况下, 区域中代理数量的变化所得到的平均疏散时间和最终疏散时间的变化规律如图 4 所示。



(a) 平均疏散时间对比



(b) 最终疏散时间对比

图 4 出口在不同位置疏散时间对比图

Fig. 4 Comparison of evacuation time at different locations

由图 4(a)中的变化曲线可知, 随着代理个数的增加平均疏散时间曲线整体呈上升趋势, 在代理数 < 60 时, 平均疏散时间呈小幅下降, 这是由于在改进的算法中考虑了人的恐慌因素, 在疏散环境中代理数过小时, 某些代理的视野中无其他代理, 更易产生对于疏散方向的判断错误。在代理个数较少时, 平均疏散时间的变化率较小, 而当代理个数增

大时,变化率也越来越大。这是由于代理数较多时,出口处更易产生拥堵现象,由此导致出口处产生排队现象,这也与实际疏散现象相吻合。

在图 4(b)中,最终疏散时间随代理数的增加呈现递增趋势,整体变化率较平稳。结合疏散路线图分析可知,改进后的疏散模型在局部拥堵和疏散分流上的表现良好,能够达到多路段分流,从而避免局部拥堵的现象,较为符合人的心理特征。

出口在上下中间位置比其他 2 个位置的平均疏散时间与最终疏散时间对比如表 1~2 所示。

表 1 出口在上下中间位置与出口在上下对角位置疏散时间对比

代理个数	平均疏散时间减小/s	最终疏散时间减少/s
20	22.170	78.191
60	22.613	88.914
100	21.588	91.201
140	21.823	74.044
180	20.576	75.021
220	22.335	63.035
260	23.157	64.027
300	24.361	64.544
340	29.299	65.051

表 2 出口在上下中间位置与出口在上下同边位置疏散时间对比

代理个数	平均疏散时间减小/s	最终疏散时间减少/s
20	30.502	105.095
60	29.469	103.025
100	31.982	111.258
140	33.731	94.638
180	34.514	99.147
220	33.324	87.156
260	36.192	90.643
300	36.697	97.386
340	36.426	103.623

出口在上下中间位置的疏散时间(平均疏散时间与最终疏散时间)最短,而出口在上下同边位置疏散时间最长,且与代理个数无关。不同代理个数的情况下出口在上下中间位置比出口在上下对角位置

的平均疏散时间平均减少 23.10 s,比出口在上下同边位置的平均疏散时间平均减少 33.65 s,不同代理个数的情况下出口在上下中间位置比出口在上下对角位置的最终疏散时间平均减少 73.78 s,比出口在上下同边位置的平均疏散时间平均减少 99.11 s。这表明出口在中间位置时更加有利于疏散,因此可根据疏散模型进行建筑出口位置的设计。

(2) 实验 2: 增加路标对疏散效率的影响

对于出口在上下中间位置,在出口周边增加出口标志的指示后,进行相应的实验,图 5 为疏散人数为 60 人时的疏散路线。

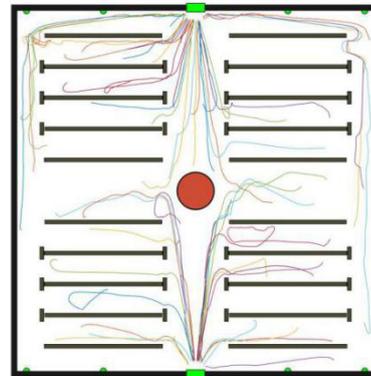


图 5 实验 2 疏散路线图

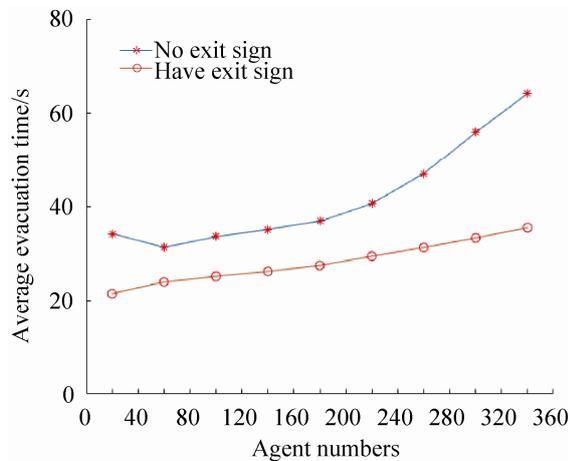
Fig. 5 Evacuation route map of experiment two

分析图 5 中疏散路线,可发现代理确实被疏散路标吸引并使它们的疏散路线更加分散。在视野中没有最佳出口时,通过疏散路标的指引,代理将尽可能移动到最近的路标,然后趋近最佳出口,因此很多代理不会绕过中间的障碍物。

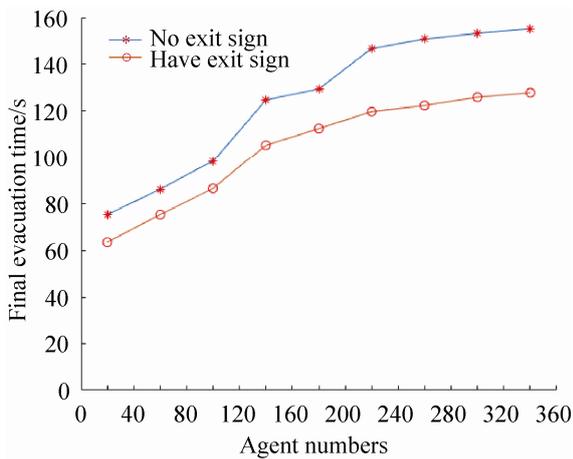
改变疏散场景中的人的群体数目分别进行 100 次实验,取仿真结果的平均值。在出口分布在上下中间位置的情况下,增加路标和未增加路标对于疏散时间的影响如图 6 所示。

由图 6 可知,在疏散区域的出口附近添加出口标志对于平均疏散时间和最终疏散时间的影响都是积极的。随着疏散区域中代理个数的增加,对于疏散时间的减小更为明显。而且在疏散人数较低时,很好的避免了人群恐慌的现象,在疏散人数较多时,很好的避免了疏散区域的拥堵现象,保证了

整体疏散的连贯性。增加路标对平均疏散时间与最终疏散时间的影响如表 3 所示。



(a) 平均疏散时间对比



(b) 最终疏散时间对比

图 6 增加路标后疏散时间对比图

Fig. 6 Comparison of evacuation time after adding road signs

表 3 增加路标后对于疏散时间的影响

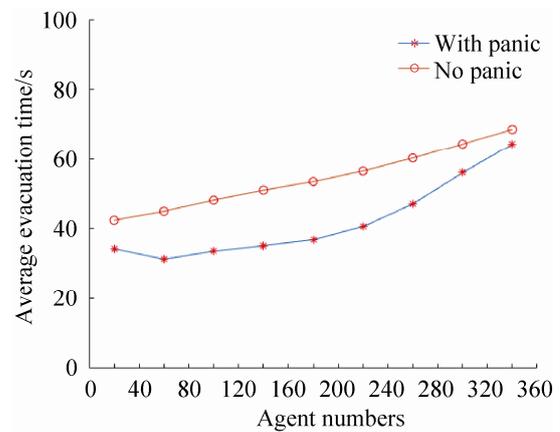
Tab. 3 Effect of adding road signs on evacuation time

代理个数	平均疏散时间减小/s	最终疏散时间减少/s
20	12.83	11.786
60	7.387	10.876
100	8.412	11.826
140	8.977	19.455
180	9.424	16.886
220	11.165	27.052
260	12.742	28.319
300	15.639	27.250
340	17.701	27.377

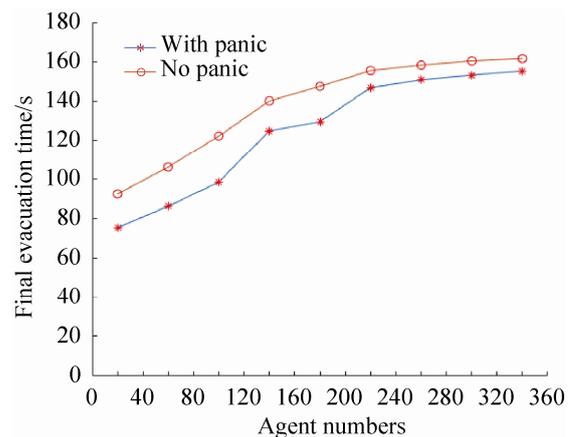
在代理个数为 0~200 时, 增加路标比没有路标的情况下平均疏散时间平均减少 9.406 s, 最终疏散时间减少 14.166 s; 而代理数为 200~350 时, 增加路标平均疏散时间平均减少 14.311 s, 最终疏散时间减少 27.498 s。通过以上分析并结合疏散路线图, 说明增加路标能够减少疏散时间, 而且在人群密度较大时疏散人流的能力更得以体现。

(3) 实验 3: 恐慌程度对疏散结果的影响

选取出口在上下中间位置的实验环境, 在算法中除去代理的恐慌程度属性进行相关实验, 所得到的实验结果和带有恐慌的模型进行比较, 对于疏散时间的影响如图 7 所示。



(a) 平均疏散时间对比



(b) 最终疏散时间对比

图 7 恐慌对疏散时间的影响

Fig. 7 Effect of panic on evacuation time

由图 7 可知, 疏散代理增加恐慌程度属性后都有益于平均疏散时间和最终疏散时间的减少。在疏

散区域内的代理个数越低, 恐慌对于平均疏散时间和最终疏散时间影响越明显, 这很好的体现了恐慌对于人群移动速度的加成。随着代理个数增多, 疏散时间相对于未加入恐慌时的时间减少量越低, 这体现了在疏散人数较多时, 疏散速度快而导致在出口处更加容易发生堵塞现象, 这与实际疏散过程中人群密度对于疏散堵塞的负面影响相对应。

4 结论

本文建立的多因子建筑疏散仿真模型, 将影响人类行为的多因素进行整合, 对于有利目标(如出口)添加正向驱动力, 对于障碍物等添加排斥驱动力以及其他关键驱动力, 从而动态调整疏散人员的运动方向, 并基于疏散者心理的随机性加入相关决策(如恐慌和出口选择机制), 从而避免了疏散模拟过程中传统 PSO 算法易过早收敛的问题, 而且保证了仿真结果的可信度。通过仿真实验表明模型在人群疏散模拟中得到了有效的应用, 对建筑设计和疏散管理有一定的参考价值。模型的主要优点如下: (1) 一种基于坐标向量的算法, 无需将平面划分为网格和节点, 能够贴合实际的模拟人群的连续移动, 降低了算法复杂度, 提升了仿真执行效果; (2) 考虑了疏散个体在搜索空间中的多样性, 并进行了确定性的局部最优搜索, 避免了疏散过程中易于陷入局部最优造成局部拥堵的问题。

参考文献:

- [1] Liu R J, Jiang D F. Agent-based simulation of alternative classroom evacuation scenarios[J]. *Frontiers of Architectural Research* (S2095-2635), 2016, 5(1): 111-125.
- [2] Tan L, Hu M, Lin H. Agent-based simulation of building evacuation: Combining human behavior with predictable spatial accessibility in a fire emergency[J]. *Information Sciences* (S0020-0255), 2015, 295: 53-66.
- [3] Pereira L A, Duczmal D B, Duczmal L H, et al. Emergency evacuation models based on cellular automata with route changes and group fields[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (S0378-4371), 2017, 473: 97-110.
- [4] Helbing D, Molnar P. Social force model for pedestrian dynamics [J]. *Physical Review E* (S1550-2376), 1995, 51(5): 42-82.
- [5] Ronchi E, Nilsson D. Fire evacuation in high-rise buildings: a review of human behavior and modeling research [J]. *Fire Science Reviews* (S2193-0414), 2013, 2(7): 1-21.
- [6] Izquierdo J, Montalvo I, Pérez R, et al. Forecasting pedestrian evacuation times by using swarm intelligence[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* (S0378-4371), 2012, 388(7): 1213-1220.
- [7] Chen Y, Huang Z, Shi X. An SNN-Based Semantic Role Labeling Model with Its Network Parameters Optimized Using an Improved PSO Algorithm[J]. *Neural Processing Letters* (S1370-4621), 2016, 44(1): 245-263.
- [8] 郑瑶辰, 陈建桥, 魏俊红, 等. 基于粒子群算法(PSO)的人员疏散动力学模型[J]. *武汉理工大学学报(交通科学与工程版)*, 2012, 36(2): 283-287.
Zheng Yaochen, Chen Jianqiao, Wei Junhong, et al. Dynamic model of evacuation based on particle swarm optimization (PSO) [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering Edition)*, 2012, 36(2): 283-287.
- [9] 赵子骏, 王坚, 王超, 等. 带有视野半径的 PSO 人群疏散模型[J]. *中国公共安全(学术版)*, 2016, 4: 39-43.
Zhao Zijun, Wang Jian, Wang Chao, et al. PSO crowd evacuation model with visual field radius [J]. *China Public Security (Academic Edition)*, 2016, 4: 39-43.
- [10] 刘箴, 黄鹏. 人行桥上突发事件下的人群恐慌行为模型研究[J]. *系统仿真学报*, 2012, 24(9): 204-207.
Liu Zhen, Huang Peng. Study on crowd panic behavior model in pedestrian bridge emergencies [J]. *Journal of Systems Simulation*, 2012, 24(9): 204-207.
- [11] Tsai P C, Chen C M, Chen Y P. PSO-based evacuation simulation framework[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Beijing: IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2014: 1944-1950.
- [12] Yuan G N, Zhang L N, Liu L Q, et al. Passengers' Evacuation in Ships Based on Neighborhood Particle Swarm Optimization[J]. *Mathematical Problems in Engineering* (S1024-123X), 2014, 4: 1-10.