

基于群集智能理论的高密度人群疏散模型

赵荣泳 王 坚 凌卫青 任子晖

(同济大学 CIMS 研究中心 上海 200092)

摘 要 在各类灾害条件下,公共建筑环境中高密度人群的快速聚集通常是伤害人身安全的直接隐患,促使人群疏散模型成为现代社会应急管理的基础性研究热点之一。针对现有人群疏散模型的对象局限性和和计算复杂问题,引入群集智能理论,完善灾害条件下高密度人群疏散建模理论。针对高密度人群疏散的整体行为、避障行为和引导行为,分别应用群集智能理论中的粒子群优化算法、鱼群避障算法和蜂群引导算法,并以疏散情景为基础,构建了一种基于群集智能理论的高密度人群疏散模型。结合某国际综合交通枢纽的疏散实例,验证了本文所提出的群集智能模型的有效性。

关键词 灾害,疏散,群集智能,模型

中图法分类号 TP18 文献标识码 A

Model for High-density Pedestrian Evacuation in Public Building Based Swarm Intelligence

ZHAO Rong-yong WANG Jian LING Wei-qing REN Zi-hui

(CIMS Research Center, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract Under the various types of disasters happening in public buildings, the unexpected and rapid accumulation of high-density populations are often the direct hazard to personal safety which promotes the passengers evacuation model to be one of research focuses for emergency management in modern society. In this paper, in order to solve the limitations of modeling objects and the computational complexity, we introduce the swarm intelligence theory to improve the current modeling theory for crowd evacuation. Selected from swarm intelligence theory, the particle swarm optimization, artificial fish algorithm and artificial bee algorithm are introduced to model the swarm movement behavior, obstacle-avoidance behavior and leading behavior of leaders in the procedure of passenger evacuation respectively. Thereby a new passenger evacuation model based on swarm intelligence theory is integrated and presented under the some disaster scenarios in this paper. Finally the validity of this new evacuation model is verified by a passenger evacuation application in some international integrated transport hub.

Keywords Disaster, Passenger evacuation, Swarm intelligence, Model

1 引言

在有限的公共建筑(如大型车站候车厅、地铁站台、机场航站楼和商场等)空间中,人群的群集拥挤程度越高,造成对冲、碰撞、踩踏等事故的风险就越大,越可能导致严重的人员伤亡和财产损失^[1-3]。

本文针对现有人群疏散模型研究的建模局限性和计算复杂性等问题^[2,3,5,8],从群集智能理论的角度构建灾害条件下的高密度人群疏散模型。根据灾害模型、引导者、被疏散者的行为特征和建筑物环境等要素,引入群集智能理论,模拟人群疏散的复杂过程,构建灾害条件下的高密度人群疏散模型,快速计

算人群疏散的优化路径和疏散时间,更加全面地描述真实疏散过程,为公共建筑物疏散设计和应急预案的科学制定提供理论支持和量化依据。

2 高密度人群疏散模型的现存问题

目前,灾害条件下人群疏散的主流模型主要有三种:社会力模型、格子气模型^[2]和元胞自动机模型^[3,8]。社会力模型假定行人受到社会心理和物理的共同作用,这种模型的核心是建立一组动力学微分方程,描述人群流动的自组织行为。然而,在计算性能上,社会力模型对应的动力学微分方程的复杂性随着疏散通道的空间复杂性、疏散人数和人群分

布随机性的增加而呈指数性增加,所以求解较为困难;格子气模型属于网格模型,它将建筑物空间定义在一组均匀划分的空间网格上,通过在网格上制定“规则”,较为逼真地模拟行人的微观运动。由于在建模中没有考虑行人之间的相互作用,与微观人群流动模型相比较,格子气模型显得精确度不够,较为粗糙。元胞自动机模型是典型微观离散仿真模型^[3,7,8],该模型将所研究的火灾逃生区域按矩形方式进行均匀的网格划分,每个网格为一个元胞,行人按照一定原则分布在网格空间中。

J. Izquierdo^[4]采用群集智能方法来预测行人的逃逸时间,以行人与出口的距离最近为优化目标,同时考虑了一些静态的约束;在分析国内外研究现状的基础上,可将高密度人群疏散研究所面临的主要问题归纳为:

1)描述对象的局限性。目前几乎所有的疏散模型都是假设高密度人群由自然的行人或者游客组成。主要研究自然的人群如何在建筑物约束或者交通工具空间约束的条件下尽快疏散的问题。现有疏散模型缺乏对引导者重要作用的考虑,致使其无法反映;当人员看到或者听到引导信息时,偏向于跟随诱导信息指导的路径,使其无法接近于存在引导者(引导人、语音广播系统、消防标示系统等)的实际疏散过程。为此,有必要发掘一种能够同时描述自然行人和引导者的理论工具,用以描述现实疏散过程。

2)计算复杂。例如社会力模型的动力学微分方程的复杂度随着疏散通道的空间复杂性、疏散人数和人群分布随机性的增加而呈指数性增加,求解困难;格子气模型的实现上仍停留在串行更新规则阶段,难以真正实现个体行为规则更新的并行计算。

上述问题的客观存在,驱动了科研人群不断从新视角探索新方法,全面而真实地描述高密度人群的疏散过程。考虑到群集智能理论中的多数核心算法能描述人类群体行为,且计算简便,本课题拟引入群集智能(Swarm Intelligence, SI)理论^[5,7,12]来探索人群疏散问题。

3 群集智能相关理论

群集智能是人工智能的一个重要分支,它的仿生基点是一群动物通过群聚而有效地觅食和逃避追捕,个体行为是建立在群体行为基础上的,群体内信息共享,且个体之间还存在着信息的交换与协作。群集智能理论源自一些典型的自然界例子,包括鸟群、鱼群、蜂群、细菌群落和蚁群等。粒子群优化(PSO)算法就是模拟鸟类觅食行为^[6,9]。本文针对

公共建筑物内高密度人群疏散过程中的整体行为(包括常规流动、聚集和疏散)、避障行为、引导行为,分别引入相关的群集智能理论中的粒子群优化算法^[9]、鱼群算法^[12]、蜂群算法^[13,14]等进行疏散模型的研究。

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法模拟鸟类的觅食行为,每个优化问题的解都是搜索空间中的一只鸟,称为“粒子”。所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值(fitness value),每个粒子还有一个速度来决定它们飞翔的方向和距离。然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中搜索。粒子群优化算法初始化为一群随机粒子(随机解),通过叠代计算找到最优解。在每一次叠代计算中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个极值是粒子本身所找到的最优解。这个解叫做个体极值(记为 pBest)。另一个极值是整个种群目前找到的最优解。这个极值是全局极值(记为 gBest)。另外也可以不用整个种群而只是用其中一部分作为粒子的邻居,那么在所有邻居中的极值就是局部极值。在找到这两个最优值时,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和新的位置^[6,9]:

$$V_{id} = w \times V_{id} + c_1 \times \text{rand}() \times (pBest - x_{id}) + c_2 \times \text{rand}() \times (gBest - x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id} = x_{id} + V_{id} \quad (2)$$

式中, V_{id} 是粒子的速度, x_{id} 是当前粒子的位置, $pBest$ 是个体极值, $gBest$ 是全局极值, $\text{rand}()$ 是介于(0,1)之间的随机数, c_1, c_2 是学习因子,通常 $c_1 = c_2 = 2$ 。

3.2 鱼群避障算法

鱼群的行为通过人工鱼个体之间的相互作用涌现而成^[12]。根据对环境信息的掌握程度的不同,鱼群路径规划分为两种:1) 基于环境完全信息的全局路径规划;2) 基于传感器信息的局部路径规划。海洋环境中,有静态障碍物(如岩石),也有动态障碍物(如其他鱼),环境是动态变化的。同时,鱼群不可能对环境有一个先验的完全信息,因此,鱼群的路径规划是基于传感器信息的局部路径规划。鱼群的常规行为包括鱼群集群、鱼群移动、避障、鱼群觅食、鱼群逃逸等。

公共建筑内高密度人群的疏散过程中,建筑墙体等构成静态的障碍物,对于每个疏散个体而言,处于前方且距离小于安全距离的个体就构成了动态的障碍物。鱼群在躲避静态和动态障碍物时,具有明显的灵活性。为此,本文引入鱼群避障算法来模拟

人群在疏散过程中的避障行为,如图 1 所示。

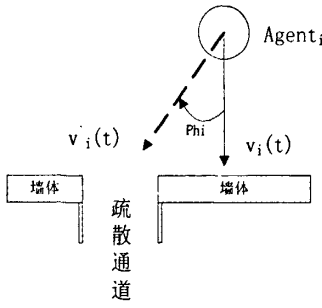


图 1 静态障碍物的避障算法

当鱼感知到障碍物时,静态障碍物只有位置信息,没有运动信息,只要计算出当前速度下需要转动多大的角度可以避开离它最近的点,就能避开静态障碍物,这个转角通常在鱼的运动能力范围内;鱼感知到启正前方有动态障碍物时,将主动调整运动方向,也产生一个运动角度的调整,使其与动态障碍物之间保持安全距离。

鱼群在向疏散通道运动过程中,如果遇到静态障碍物(如墙体等固定设施),通过个体避障及过程中的相互作用,表现为群体避障行为。某个体 Agent_i 发现前方墙体障碍时,将发送信息给其他的个体。假设 Agent_i 接收到墙体障碍信号,将分析墙体障碍物的位置、方向,将从 Agent_i 自身的心理和生理角度做出避障选择,这个避障行为的数学模型如下:

假设 Agent_i 的质量为 m_i ,遇到障碍的时刻为 t ,速度矢量为 $v_i(t) \in [V_{\min}, V_{\max}]$,避障时期望达到的速度为 $v'_i(t) \in [V_{\min}, V_{\max}]$,遇到障碍物需要旋转的角度为 ϕ_i ,Agent_i 避障期间防止与其它个体碰撞的排斥力为 $f_{i,j}$,则在时间 T_i 内,Agent_i 运动速度 $v_i(t)$ 、位置 $p_i(t)$ 的变化如下式所示^[12]:

$$m_i \frac{dv_i(t)}{dt} = m_i \frac{v'_i(t)(\phi_i) - v_i(t)}{T_i} + \sum_{j \neq i} f_{ij} \quad (3)$$

$$v_i(t) = \frac{d(p_i(t))}{dt} \quad (4)$$

同时定义人工鱼避障期间避免碰撞的排斥力为 $f_{i,j} = A \exp[(r_{ij} - d_{ij})/B_i] n_{ij}$,其中 A 和 B_i 为常数, $d_{ij} = \|p_i - p_j\|$ 为两个个体之间的距离。 $n_{ij} = (n_{ij}^1, n_{ij}^2, n_{ij}^3) = (p_i, p_j)/d_{ij}$ 为法向量。其中个体 Agent_i 遇到静态障碍后的旋转角度应总体上指向疏散通道中心位置,并确保 Agent_i 与其他个体保持安全距离,以避免群体内部发生碰撞。

对于动态避障模型,需要把静态避障模型中的墙体(其速度为 0)更新为具有速度的个体 Agent_j,考虑两者速度的矢量差,并在时间 T 内预估两者的

相对运动,以避免两个体的碰撞,即可将静态避障模型扩展为动态避障模型。

3.3 蜂群引导算法

作为一种群居昆虫,单个蜜蜂的行为极其简单,但是由单个简单的个体所组成的群体却表现出极其复杂的行为。真实的蜜蜂种群能够在任何环境下,以极高的效率从食物源(花朵)中采集花蜜;同时,它们能适应环境的改变。蜂群产生群体智慧的最小搜索模型包含基本的三个组成要素:食物源、被雇佣的蜜蜂(employed foragers)和未被雇佣的蜜蜂(unemployed foragers);两种最为基本的行为模型为:食物源招募(recruit)蜜蜂和放弃(abandon)某个食物源。被雇佣的蜜蜂在工蜂中担当“引导蜂”(或称“侦察蜂”)角色,就是借助舞蹈向其他工蜂传递蜜粉源位置信息的。

蜂群算法可以用来解决组合优化问题。蜜蜂采蜜可以看作作用图来表示的最短路径问题。以下描述蜜蜂采蜜路径优化问题。假设 $s_{ij}(t)$ 表示蜂群的控制信息,蜂群控制信息的区别在于^[13,14]:

$$\text{引导蜂: } s_{ij}(t) = \frac{1}{l} \quad (5)$$

式中, l 为可搜寻路径集合 $Allowed_i$ 的基数,即蜜蜂未走过的路径节点数;

跟随蜂:

$$s_{ij}(t) = \begin{cases} n & \text{选择引导蜂的道路;} \\ \frac{1-n}{l-1} & \text{不选择引导蜂的道路;} \\ \frac{1}{l} & \text{可选择不含引导蜂走过道路} \end{cases} \quad (6)$$

在高密度人群疏散过程中,若存在疏散引导者(可能为语音引导信息、引导人、逃生指示系统等),个体的运动将按照引导者的指示进行速度矢量的调整,使得疏散快速而有序。在实际疏散过程中,该引导行为将体现为一种引导策略,实施于基于粒子群优化的整体运动算法模型中。

4 群集智能理论模型

4.1 场景模型

疏散场景包含建筑物的内部空间约束和灾害的种类和态势等要素。场景模型的建立,为各种疏散模型的运行提供了环境基础,主要包含建筑物模型和灾害模型两个部分。

4.1.1 建筑物模型

大型公共建筑内部结构、疏散空间是整个疏散模型的外部约束。本文从建筑物模型库中导入量化

的建筑物模型,量化的建筑物内部模型为疏散情景的空间约束要素。对于疏散仿真系统而言,建筑物模型体现为二维或者三维的疏散通道和相关设备分布图。

4.1.2 灾害模型

当灾害发生时,常伴随着一系列次生灾害的发生。火灾经常是原生灾害,同时又是其他灾害的主要次生灾害之一。为此,本文针对火灾紧急事件的态势发展规律,提出了对行人具有伤害的综合灾害模型。

结合生态学,火灾对行人的影响主要表现为对行人速度的制约^[8,9]。为此,本提出综合的灾害模型,具体形式为:

$$FED_{overall} = \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{t_{brand_k}} + \frac{1}{t_{lurvy_k}} + \frac{[CO]_k \exp\left[\frac{(CO_2\%)_k}{5}\right]}{35000 ppm} \right) \Delta t_k + FED_{O_2} + FEV_{smoke} \quad (7)$$

$$FEV_{smoke} = 1 - S_t / 5, S_t \leq 5 \quad (8)$$

$$v_x = (1 - FED_{overall}) \times v_{max} \times x_i \quad (9)$$

$$v_y = (1 - FED_{overall}) \times v_{max} \times y_i \quad (10)$$

式中,35000ppm表示使人丧失逃逸能力的CO气体的体积浓度; S_t 表示读取火灾数据的每个时间步内的可见距离(米);如果 $S_t > 5$ 或者产生的随机数 $r_t < \text{阈值}$,那么在当前人的周围2米内没有其他的行人;如果 $FEV_{smoke} = 0$,那么此刻即使人被浓烟弥漫着,其速度也不会受到任何的削弱;如果 CO_2 的浓度没有超过2%(每升),那么 $\exp\left[\frac{(CO_2\%)_k}{5}\right]$ 这一项的值为1;如果在 Δt_k 时间段内 O_2 的浓度不低于13%,那么 $FED_{O_2} = 0$; v_x, v_y 分别表示行人沿 x, y 方向的最终速度;

v_{max} 表示没有任何影响的情况下行人的最大速度; x_i, y_i 分别表示驾驶车的组成部分,如果在灾害发生的情况下没有驾驶的行为,则将其值都设为1。

4.2 基于群集智能理论的人群疏散模型

在场景模型的支持下,可以应用前文所述的群集智能理论中的粒子群优化算法、鱼群避障算法和蜂群引导算法等分别构建出人群整体运动行为模型、避障行为模型和引导行为模型,进一步构建面向场景模型的高密度人群疏散的群集智能模型。该疏散模型结构如图2所示。

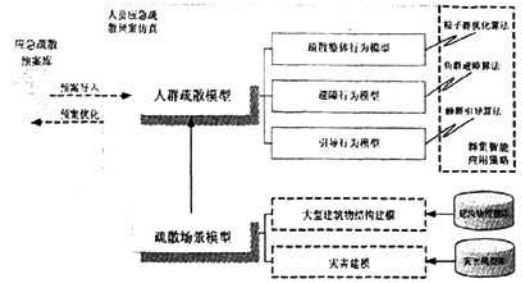


图2 高密度人群疏散的群集智能模型

如图2所示,疏散场景模型包含大型建筑物结构模型和灾害模型两部分,其中从建筑物模型库中,可以导入大型建筑物的疏散相关的结构模型;从灾害模型库中可以导入各类灾害的数字化模型,用以描述灾害的类型、规模和态势演化规律等特征要素。疏散场景模型为人群疏散模型提供了外部环境的静态约束(来源于疏散设施)和动态约束(来源于灾害的动态变化)。人群应急预案仿真模块包含人群疏散模型,在构建人群疏散模型中,需要应用合理的建模策略:1)引入粒子群优化算法,对疏散群体的整体行为建模,主要描述大厅和主干通道内的人群流动;2)引入鱼群避障算法,对疏散过程中的避障行为建模,主要描述人群避开行进过程中遇到的固定设备、玻璃幕墙等固定物体,以及动态避开的个体之间碰撞;3)引入蜂群引导算法,对疏散过程中的引导行为建模,主要描述各种逃生标示系统、语音引导系统和引导人员等的引导现象。在应用上述策略构建人群疏散模型后,就可以从应急疏散预案库中导入各种数字化疏散预案,对其进行仿真演练,并给出多种性能指标的评价,进而对预案进行评估,并把优化后的预案保存回应急疏散预案库,以备应急管理使用。

5 高密度人群疏散的工程实例

将本文提出的群集智能疏散模型应用到某国际大型交通枢纽的换乘大厅的疏散仿真实例中,如图3所示,该疏散预案条件如下:

- 1)地点:二楼换乘大厅,含有磁悬浮候车亭、闸机、安检等设备;
- 2)面积:280m * 270m;
- 3)出口数量:15个;
- 4)各个区域分割方式:玻璃幕墙;
- 5)疏散人数:2109人;
- 6)灾害类型:火灾;
- 7)灾害位置:中心通道;
- 8)火势特性:快速向上蔓延,伴有浓烟。

(下转第177页)

参考文献

- [1] Berners-Lee T, Hendler J, Lassila O. The Semantic Web[J]. Scientific American, 2001, 284(5): 34-43
- [2] McGuinness D L, Harmelen F V. OWL Web Ontology Language Overview [EB/OL]. <http://www3.org/TR/owl-features/>
- [3] Abraham B, Esther K, Anne G, et al. Querying Ontologies: A Controlled English Interface for End-Users[C]// ISWC 2005. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2005: 112-126
- [4] Wang Chong, Xiong Mao, Zhou Qi, et al. PANTO: A Portable

Natural Language Interface to Ontologies[C]// ESWC 2007. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007: 473-487

- [5] Ramachandran V A, Krishnamurthi I. NLION: Natural Language Interface for querying ONtologies[C]// Proceedings of the 2nd Bangalore Annual Compute Conference. New York: ACM, 2009: 1-4
- [6] 高明霞. 问答式 OWL 知识检索技术[D]. 北京: 北京工业大学, 2008
- [7] 高明霞, 刘椿年. 基于约束的自然语言问题到 OWL 的语义映射方法研究[J]. 电子学报, 2007, 35(80): 1598-1602

(上接第 88 页)

该疏散模型可以快速地计算出疏散轨迹(如图 3 所示), 并可以验证该策略指导下的群集智能疏散模型具有如下特性:

1) 描述对象的全面性。本文提出的群集智能模型针对现有疏散模型缺乏对引导者重要作用的考虑的问题, 引入了蜂群引导算法, 充分反映了被疏散者感知引导信息时, 偏向于跟随诱导信息指导的路径, 使其无法接近于存在引导者(引导人、语音广播系统、消防标示系统等)的实际疏散过程。

2) 计算复杂度低。本文提出的群集智能疏散模型涉及粒子群优化算法、鱼群避障算法和蜂群引导算法的数学模型简单, 运算次数为 9380581029 次, 且易于计算机执行, 计算复杂度较低。仿真疏散时间为: 8 分 29 秒, 计算时间为: 223 秒; 避免了社会力模型复杂度的指数性增加和求解困难的问题, 以及格子气模型的个体行为规则更新的并行计算问题。

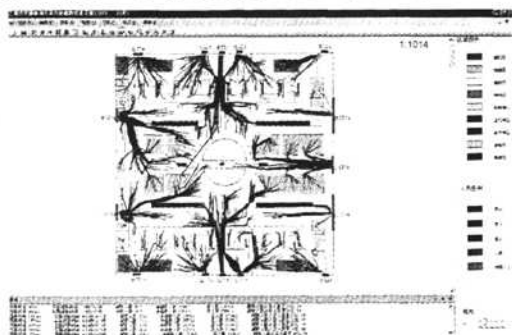


图 3 基于群集智能理论模型的疏散轨迹图

结束语 群集智能利用群体的优势, 在没有集中控制、不提供全局模型的前提下, 为寻找复杂问题的解决方案提供了新的思路。本文针对高密度人群疏散模型现存的描述对象不充分和计算复杂等问题, 提出了群集智能理论的应用策略, 分别应用粒子群优化算法描述人群整体移动行为, 应用鱼群避障算法描述人群的静态避障和动态避障行为, 以及应用蜂群引导算法描述疏散引导行为, 由此构建了面

向疏散场景的群集智能疏散模型。通过疏散仿真实例验证了本文所提出的群集智能应用策略和相关疏散模型的有效性。

参考文献

- [1] Helbing D. A fluid dynamic model for the movement of pedestrians [J]. Complex Systems, 1992, 6: 391-415
- [2] Guo R Y, Huang H J. A mobile lattice gas model for simulating pedestrian evacuation[J]. Physica A, 2008, 387: 580-586
- [3] Varasa A, Cornejo M D, Mainemer D, et al. Cellular automaton model for evacuation process with obstacles. Physica A, 2007, 382: 631-642
- [4] Izquierdo J, Montalvo I, Pérez R, et al. Forecasting pedestrian evacuation times by using swarm intelligence[J]. Physica A, 2009, 388: 1213-1220
- [5] Saadatseresht M, Mansourian A, Taleai M. Evacuation planning using multiobjective evolutionary optimization approach[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 198: 305-314
- [6] Xue Zhendan. A particle swarm optimization based behavioral and probabilistic fire evacuation model incorporating fire hazards and human behaviors[D]. University of New York at Buffalo, 2006
- [7] Parisi D R, Dorso C O. Microscopic dynamics of pedestrian evacuation[J]. Physica A, 2005, 354: 606-618
- [8] 吕春杉, 翁文国, 杨锐, 等. 基于运动模式和元胞自动机的火灾环境下人员疏散模型[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(12): 2163-2167
- [9] Ren Zihui, Wang Jian. Dynamical Adaptive Genetic Mutation Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Immune Algorithm[J]. Journal of Information and Decision Science, 2008, 3(2): 103-108
- [10] 张培红, 张会栗, 梅志斌. 大型公共建筑物智能疏散路径优化自适应蚁群算法实现及应用[J]. 沈阳建筑大学学报: 自然科学版, 2008, 24(6): 1055-1059
- [11] 崔喜红, 李强, 陈晋, 等. 基于多智能体技术的公共场所人员疏散模型研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(4): 1006-1010
- [12] 班晓娟, 宁淑荣, 涂彦彦. 人工鱼群高级自组织行为研究[J]. 自动化学报, 2008, 34(10): 1327-1332
- [13] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. TR06, Erciys University, 2005
- [14] 李峰磊. 蜂群算法的研究与应用[J]. 河海大学, 2008