

密度场下的短程社会力模型

纪庆革 何 浩 王福川

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510006)

摘 要 密度场是行人感知周围人群密度信息的有效工具。它提供一种直观且高效的手段,在人群模拟中快速调整行人移动方向。在人群建模的研究领域中,社会力模型是相当经典的方法,能够模拟一些常见的自组织现象。但是,其依然存在一些不足,比如人群数目的增长使得模型的时间复杂度呈指数增长,同时还存在行人重叠问题以及行人振荡问题等。利用密度场对社会力模型进行了改进,首先提出行人的受力邻域与墙壁的排斥距离来降低算法复杂性,其次为社会力模型建立了相匹配的网格密度场以使行人能够绕开高密度区域,最后提出了密度导向阈值这一概念,使得人群密度值大于密度导向阈值时,行人会综合目标方向与周围的低密度方向作为新方向。实验结果表明,改进后的模型不仅能模拟出基本的人群自组织现象,而且在时间复杂度方面有明显优势。

关键词 人群模拟,社会力模型,人群密度,密度场,密度导向阈值

中图法分类号 TP391.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.003

Social Force Model for Crowd Simulation Using Density Field

Ji Qing-ge HE Hao WANG Fu-chuan

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)

Abstract As an effective tool, density field provides an intuitive and efficient means to quickly adjust the direction of pedestrians' movement in crowd simulation when pedestrians need to percept the density information around. Social force model(SFM) is a popular and classical method in the research of crowd simulation and its significance lies in the simulation of some common-seen self-organized phenomenon. However, social force model still has many deficiencies. For instance, the time complexity of social force model grows exponentially when the number of pedestrians increases, and others are pedestrians' overlapping and oscillating. This paper modified social force model using density field. First, pedestrians' stress region and walls' repulsive distance were introduced to reduce time complexity of the algorithm. Secondly, this paper built a grid density field matching social force model(SFM), so that pedestrian can bypass the high density region. At last, we proposed a concept named density guiding threshold(DGT). When the grid density is bigger than DGT, pedestrian chooses a new direction which combines the goal direction and the direction of low density region. The numerous experimental results show that short-range SFM using density field not only simulates basic self-organized phenomenon of crowd, but also has advantages in time complexity.

Keywords Crowd simulation, Social force model, Crowd density, Density field, Density guiding threshold

1 引言

公共场所的人群安全问题十分突出。围绕人群安全问题,人群疏散的研究应运而生。从建模的抽象层次角度,人群模拟可分为宏观模型和微观模型。宏观模型将人群整体作为建模对象来研究群体运动规律,忽略了个体差异性。宏观模型的抽象层次较高,对现实模拟场景做了大量简化,相对于微观模型,计算量较少,因此早期的人群模拟研究大多都采用宏观模型。常用的宏观模型有流体力学模型^[1]和势能场模型^[2]。微观模型是从个体的差异性出发,对单个行人的属性

和行为进行建模,用个体间的作用规律来体现群体运动规律。一般每个个体都有不同的属性和不同的行为,比如速度大小、方向、不同的路径规划和碰撞避让等措施。常见的微观模型有元胞自动机模型^[3]、RVO模型^[4]、视觉合成模型^[5]和社会力模型^[6]。社会力模型是经典的微观连续模型,它的优势在于能够模拟出几种人群自组织现象:拱形堵塞、自动渠化、流动条纹、瓶颈摆动、快即是慢等。同时社会力模型也存在不足之处,比如行人重叠问题、时间复杂度问题、自驱力过于简化等。本文将介绍社会力以及对社会力的改进。

到稿日期:2014-07-15 返修日期:2014-10-25 本文受国家自然科学基金(U0735001,60473109),广东省自然科学基金博士启动基金(04300602)资助。

纪庆革(1966-),男,博士,副教授,CCF会员,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、计算机视觉等,E-mail: issjg@mail.sysu.edu.cn;何浩(1989-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、系统仿真;王福川(1990-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实。

2 相关工作

2.1 社会力模型介绍

Helbing 于 1995 年提出了原始的社会力模型 (Social Force Model, SFM)^[6], 其基本原理是在自驱力、他人和墙壁排斥力以及外界吸引力等 3 种力支配下, 计算出行人所受合力, 并基于牛顿第二定律, 得到新的加速度以及速度。1995 年的社会力模型比较原始, 没有考虑行人的实际质量 (行人质量简化为单位质量, 即 $m=1$), 同时计算排斥力时只有单纯的社会力, 而忽略了行人与他人或障碍物接触时产生的接触力。原始的社会力模型建模时忽略了行人的质量和体积, 同时排斥力需要计算椭圆短半轴长度, 因此计算复杂, 但是依然能够模拟出自动渠化和瓶颈摆动等自组织现象。

Helbing 于 2000 年在《Nature》上发表了社会力模型的改进版^[7-9], 并将其用于恐慌环境下的人群疏散, 更好地展现出恐慌环境下的人群自组织现象。恐慌环境下的社会力模型能够模拟出口拱形堵塞、快即是慢和羊群效应等自组织现象。恐慌环境下的社会力模型主要包括以下 5 方面的改进:

- 行人建模细致化, 考虑了质量和体积;
- 修改社会力函数来减少计算量;
- 引入接触力, 适用于高密度人群;
- 增加了恐慌系数, 用于模拟羊群效应;
- 引入急躁程度来促进快即是慢现象。

假设在没有干扰的情况下, N 个质量为 m_i 的行人 i 以期望速度 v_i^0 朝着期望方向 e_i^0 前行, 并且行人减速避让后, 会在松弛时间 τ_i 内调整自己的实际速度以达到期望速度。那么社会力模型如下所述, 式(1)中等号右边的第一项为自驱力; 第二项为行人 i 受到其他行人的排斥力合力, 主要包括社会力和接触力; 第三项为行人 i 受到墙壁的排斥力合力, 同样包括社会力和接触力。

$$m_i \frac{d\vec{v}_i}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t) \vec{e}_i^0(t) - \vec{v}_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(i \neq j)} \vec{f}_{ij} + \sum_W \vec{f}_{i,W} \quad (1)$$

$$\vec{f}_{ij} = \vec{f}_{ij}^{social} + \vec{f}_{ij}^{touch}, \vec{f}_{i,W} = \vec{f}_{i,W}^{social} + \vec{f}_{i,W}^{touch}$$

假设半径为 r_i 的行人 i 位于 \vec{R}_i , 半径为 r_j 的行人 j 位于 \vec{R}_j , 那么行人 j 对行人 i 的社会力如式(2)所示, 其中, A_i 和 B_i 为常数, r_{ij} 是行人 i 和 j 的半径和, d_{ij} 是两者之间的距离, \vec{n}_{ij} 是由行人 j 指向行人 i 的单位向量:

$$\begin{aligned} \vec{f}_{ij}^{social} &= A_i \text{EXP}[(r_{ij} - d_{ij})/B_i] \vec{n}_{ij} \\ r_{ij} &= r_i + r_j, d_{ij} = \|\vec{R}_i - \vec{R}_j\| \\ \vec{n}_{ij} &= (\vec{R}_i - \vec{R}_j)/d_{ij} \end{aligned} \quad (2)$$

接触力只有两个行人互相接触时才会产生, 若两个行人没有接触, 那么两个行人之间只有社会力, 接触力为零。接触力主要包括身体反弹力 (body force) 和滑动摩擦力 (sliding friction force), 如下所示:

$$\vec{f}_{ij}^{touch} = \vec{f}_{ij}^{body} + \vec{f}_{ij}^{slide} \quad (3)$$

$$\vec{f}_{ij}^{body} = k \cdot g(r_{ij} - d_{ij}) \cdot \vec{n}_{ij} \quad (4)$$

$$\vec{f}_{ij}^{slide} = \kappa \cdot g(r_{ij} - d_{ij}) \cdot \Delta v_{ij}^t \cdot \vec{t}_{ij} \quad (5)$$

$$\Delta v_{ij}^t = (\vec{v}_j - \vec{v}_i) \cdot \vec{t}_{ij} \quad (6)$$

$$g(x) = \begin{cases} x, & r_{ij} > d_{ij} \\ 0, & r_{ij} \leq d_{ij} \end{cases} \quad (7)$$

其中, r_{ij} 是行人 i 和 j 的半径和, d_{ij} 是两者之间的距离, $\vec{n}_{ij} = (x, y)$ 是由行人 j 指向行人 i 的单位向量, $\vec{t}_{ij} = (-y, x)$ 是与 \vec{n}_{ij} 垂直的切向单位向量, 相当于把 \vec{n}_{ij} 逆时针旋转 90° 。 Δv_{ij}^t 为两者的相对速度在切向单位向量上 \vec{t}_{ij} 的投影大小, 也就是切向的速度差。式(4)中的参数 k 为人体弹性系数, 身体反弹力类似于弹簧力; 式(5)中的参数 κ 为滑动摩擦系数, 滑动摩擦力是一种切向力, 垂直于身体反弹力。综合式(1)~式(7), 可得行人排斥力和墙壁排斥力的计算式, 如式(8)、式(9):

$$\begin{aligned} \vec{f}_{ij} &= \{A_i \text{EXP}[(r_{ij} - d_{ij})/B_i] + k \cdot g(r_{ij} - d_{ij})\} \vec{n}_{ij} + \\ &\quad \kappa \cdot g(r_{ij} - d_{ij}) \cdot \Delta v_{ij}^t \cdot \vec{t}_{ij} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \vec{f}_{i,W} &= \{A_i \text{EXP}[(r_i - d_{i,W})/B_i] + k \cdot g(r_i - d_{i,W})\} \vec{n}_{i,W} + \\ &\quad \kappa \cdot g(r_i - d_{i,W}) (\vec{v}_i \cdot \vec{t}_{i,W}) \vec{t}_{i,W} \end{aligned} \quad (9)$$

2.2 社会力模型改进概况

微观人群模拟方法中, 社会力模型是相当经典的方法。但是, 社会力模型依然存在诸多不足, 大量学者就社会力的不足做了大量的修改和优化。陈涛等人认为相对速度对于行人的法向社会力有影响, 即影响法向社会力和法向的身体反弹力, 并且加上一个权重调和因子, 来决定相对速度对法向社会力的影响程度^[11], 有效地解决了个体震荡的问题。Lakoba 认为出口对行人有着吸引力^[10], 并且认为挤压超过行人半径的 20% 则判定为行人重叠, 通过引入消除重叠机制成功避免了行人重叠行为。叶青等修正了 Helbing 模型中的振动问题, 减弱了个体速度的震荡^[12], 使社会力更适于人群动画。Moussaïd M 等人在社会力模型中加入了人群中的“小团体”现象^[13]。

3 密度场下的短程社会力模型

3.1 短程力

社会力是一种心理力, 随着行人之间的距离增大而呈指数减小。本文基于这样的假设: 位于行人 α 受力范围之外的个体, 他们对行人 α 产生的社会力十分微小, 以致被忽略。只有其他行人位于行人 α 的受力范围内时, α 才会感受到其他行人对他的排斥力。因此, 本文提出每个行人拥有自己的受力邻域, 受力邻域是以行人所在位置为圆心、 R 为半径的圆。类似于行人之间的受力邻域, 墙壁对行人的排斥力也应该有距离限制。因此引入墙壁的排斥距离, 距离墙壁排斥距离 D 之外的行人将不会受到墙壁排斥力, 因为这时候墙壁产生的社会力非常小, 以致被忽略。

社会力模型考虑了所有行人之间的相互作用力以及行人与所有墙壁间的作用力。当场景内有 N 个行人和 M 面墙时, 算法时间复杂度为 $O(N^2) + O(N * M)$ 。引入了行人的受力邻域以及墙壁的排斥距离后, 算法的时间复杂度将会得到优化。设行人受力范围半径为 R , 墙壁的排斥距离为 D 。假设在行人的受力范围内最多能容纳 $\text{Max}(R)$ 个行人, 每面墙壁的排斥距离 D 内最多能容纳 $\text{Max}(D)$ 个行人, 因此最坏时间复杂度为 $O(N * \text{Max}(R))$ 。

将半径为 r 的空心圆当作行人, 把行人抽象化为圆圈比较简便, 易于实验模拟。在高密度人群场景中, 假设行人之间不存在挤压形变, 当一个行人周围站满行人时, 如图 1 所示, 一个行人周围最多站满了 6 个行人, 但是行人之间还会留有空隙。因为圆的外切正六边形可以把圆之间的空隙均匀划分

掉,所以采用圆的外切正六边形的面积来估算行人面积。正六边形由6个等边三角形组成,同时行人半径 r 取最小值,可得最小的单个行人面积为:

$$s_i^{\min} = 6 \times \frac{\sqrt{3}}{3} r^2 = 2\sqrt{3} r^2 \quad (10)$$

因此半径为 R 的感知范围内可容纳的行人个数上限为:

$$\text{Max}(R) = S_R / s_i^{\min} = \pi R^2 / 2\sqrt{3} r^2 \quad (11)$$

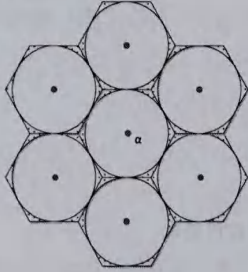


图1 采用正六边形估算面积

行人直径 $2r$ 的均匀分布区间为 $[0.5m, 0.7m]$,因此行人半径 r 的最小值为 $0.25m$,取 $R=2m$,可得最坏时间复杂度约为 $O(N * \text{Max}(R)) = O(58N)$ 。当行人数目 $N > 58$ 时,有 $O(N^2) > O(58N)$,指数级的时间复杂度首次超越线性增长的时间复杂度,并且随着行人基数 N 越大,时间复杂度优化的效果越来越明显。

3.2 密度场

真实环境中通常用每平方米个体数量来描述人群密度的概念。研究表明,当人群密度比较低时,个体通常能快速地通过环境,随着密度增加,个体通过环境的速度将会减慢^[14]。Sakuma等人于2005年建立的人群模拟的心理学模型,也认为人群速度受人群密度的影响,因为行人在更拥挤的环境下由于心理压力将会采取更小的步伐,因此在行人视觉范围内,行人会感知周围局部人群密度并调整速度^[15]。Wouter G等人于2012年使用密度网格为个体导航,使行人避开高密度区域而选择低密度区域前行^[16]。原有的社会力模型中的行人完全受到力的支配,缺乏一些智能决策行为,因此本文引入网格密度场,即行走在网格中的人群能够感知周围人群的密度信息,并且在密度信息的指导下,行人会智能地改变自驱力方向,避开高密度人群区域。基于人群密度影响人群速度这一结论,在密度区域,被阻塞行人的速度必然降低甚至停止,所以本文引入网格密度场,把行人往低密度区域转移,从而提高行人的前进速度。

网格密度场采用边长为 L 的正方形网格划分,每个网格实时更新当前网格内的人群密度信息,同时本文提出一个全局的密度导向阈值概念。当网格密度值低于密度导向阈值时,行人按照自驱力的方向自动前行;当某个网格密度值大于密度导向阈值时,该网格内的行人将改变自驱力方向,使得自驱力方向指向密度低的网格区域。行人所在的网格周围共有8个网格,但是行人不是随机选择一个网格作为自驱力的新方向。行人有着自身的期望方向,并且期望方向始终指向目标,同时行人必须避开高密度区域,此时,行人要基于最小偏离目标方向的原则选择周围低密度网格。因此引入密度导向因子 φ 来混合行人的期望方向与最低密度方向,如下所示:

$$e_a'(t) = (1 - \varphi) e_a^0(t) + \varphi \langle e_a^0(t) \rangle_{\min} \quad (12)$$

式中, $e_a^0(t)$ 为行人在 t 时刻的期望方向, $\langle e_a^0(t) \rangle_{\min}$ 为 t 时刻最低密度方向,经过密度导向因子 φ 调和后, $e_a'(t)$ 为行人 t 时刻的最终期望方向。密度导向因子越高,行人越坚持走低密度方向,表明行人可能会越偏离目标方向。但这种偏离只是暂时的,这是由于当前网格密度值高于密度导向阈值而触发的。一旦行人进入到一个低密度网格,行人的自驱力将不会被密度信息所干扰,行人又会坚持最初的期望方向并朝目标前行。

网格密度场如图2所示,每个网格中的数字代表网格序号,黑色圆圈代表位于0号网格区域中的行人 I ,半径为 R 的大实心圆代表行人 I 的受力范围,粗箭头代表行人 I 的期望方向。由于当前0号网格的人群密度大于密度导向阈值,因此0号网格中的行人决定前往最低密度方向。行人 I 在感知到周围密度信息后决定改变自驱力方向,会前往4号网格来避开高密度区域。到4号网格后,由于4号网格的人群密度低于密度导向阈值,因此行人 I 又会沿着指向目标点的期望方向前行。因此很容易得出如下结论:当密度导向阈值设为极大值时,本模型将退化为短程社会力模型,即社会力是一种短程力而不是全局力。

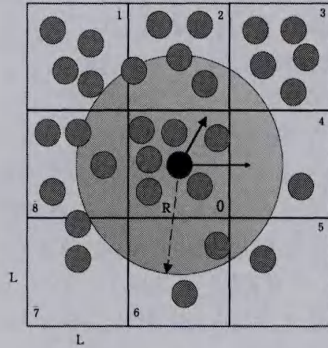


图2 密度场下行人避开高密度区域

必须保证网格边长 L 大于等于行人受力范围半径 R ,这样设定的好处在于简化计算并降低复杂度。原始社会力模型依赖两重for循环分别计算两个行人间的距离是否小于 R ,所以复杂度为 $O(N^2)$,而本文则是通过行人坐标在 $O(1)$ 时间内定位到行人 I 所在网格序号,再由行人所在网格序号直接定位到位于行人 I 周围8个网格中的行人,因此才能保证算法时间复杂度为线性级。同时,网格边长 L 越小,每个网格内所容纳的行人数目越少,那么维护这个网格内的行人序列信息的时间代价就越小,所以 L 应该取最小值 L_{\min} :

$$L_{\min} = R, L \geq R \quad (13)$$

每个网格都有人群密度值,网格的人群密度值计算如下:

$$\rho_x = \left(\sum_{i=0}^{N_x} S_i \right) / (\mu_x \cdot S_x) \quad (14)$$

$$S_x = L^2, S_i = 2\sqrt{3} r^2, 0 < \mu_x \leq 1$$

其中, x 为网格编号, S_x 为网格面积, N_x 为 x 号网格内的行人数目, S_i 为行人 i 的面积,推导过程参照式(10), μ_x 为网格有效面积占网格总面积的百分比,因为有时候场景构建时网格会被墙壁切割,网格中只有部分面积投入使用。当场景中不存在网格被墙壁切割的情况时, $\mu_x = 1$ 。

行人选取的最低密度方向必定是周围8个网格中有最低人群密度值的那个网格,但是不需要依次比较周围8个网格

的密度值,因为这无疑增加了时间复杂度。本文基于最小偏离目标方向的原则,提出筛选策略来过筛掉一些代价大的网格。

把行人所在网格四等分,分成左上、右上、左下、右下4个边长为 $L/2$ 的小正方形,根据行人位于当前网格的方位(左上、右上、左下、右下)来决定行人将要转移的最低密度方向。例如,图3中的黑色行人位于当前0号网格的左上方,那么他只能选择左上方网格序号为1、2、8的3个网格中最低密度的网格所在方位作为最低密度方向。行人距离低密度网格越远,行人走过去的时间越长,低密度网格越容易被其他人占据而变成高密度网格。因此,行人基于最短时间避开高密度区域的原则,选择最邻近的低密度网格是一种贪心策略。本文将采用这种筛选策略来选取最低密度方向。这种筛选策略与基于场的人群运动仿真^[17]有着类似的地方,两者都采用正方形网格划分的密度场,虽然网格密度计算方式不同,但是都把行人所在网格进行四等分,然后只考虑行人周围邻近的3个网格。

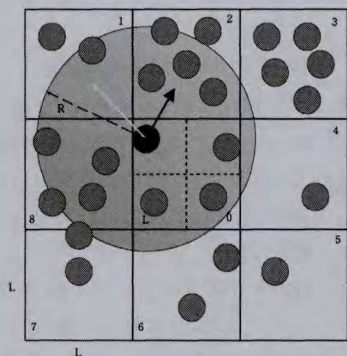


图3 行人的最低密度方向

假设场景长为 H 米,宽为 W 米,场景内有 N 个行人,若用边长为 L 米的正方形网格划分该场景,则网格数目 $G = \lceil H/L \rceil \times \lceil W/L \rceil$,其中 $\lceil X \rceil$ 为上取整操作。场景内的 N 个行人依次编号为 $0, 1, \dots, N-1$ 。本文采用一维数组 $L[N]$ 来存储行人之间的相邻关系,数组 $L[N]$ 称作行人相邻表,其下标对应行人编号,其值对应着与当前行人相邻的下一个行人编号。行人 i 和行人 j 相邻的定义是两个行人都位于同一个网格内,并且行人 i 先于行人 j 来到该网格。若行人 i 所在的网格没有其他行人,即没有行人与 i 相邻,则有 $L[i] = -1$ 。场景内的 G 个网格从左到右、从上到下依次编号 $0, 1, 2, \dots, G-1$ 作为网格序号。本文采用一维数组 $A[G]$ 来存储二维网格中的行人信息,数组 $A[G]$ 称作网格行人表,其下标对应网格序号,其值对应一个网格结构体 $Grid$ 。网格结构体 $Grid$ 中有一个整型变量 $peopleID$ 代表着行人编号,即第一个进入该网格的行人编号。若 x 号网格没有行人,则有 $A[x].peopleID = -1$ 。

在一个时间步 Δt 内,行人由一个网格移动到另一个网格时,才需要更新行人相邻表 $L[N]$ 和网格行人表 $A[G]$ 。由于时间步取值非常小,行人单位时间内位移也非常小,在时间步内行人由一个网格迁移到另一个网格的行人并不会很多。由于采用线性数据结构,即键值式数组,更新网格密度信息的微观操作其实就是对数组个别元素进行赋值,而且每次维护网格行人表和行人相邻表只是对局部元素更新,并不是整个表

都需要更新,因此维护行人相邻表和网格行人表的时间耗费对于整个社会力模型的时间复杂度是次要的,并不是瓶颈所在。

4 实验结果分析

为了证明改进后的模型依然保留原模型中的优势,有必要通过实验来模拟一些基本的人群自组织现象,同时通过圆环场景来证明密度场和密度导向阈值的作用,最后通过调整不同的人群规模来体现改进后模型的低时间复杂度和易扩展性能。

4.1 人群自组织实验模拟

原模型模拟自动渠化和瓶颈摆动时并没有考虑体积和质量,且模拟时只有单纯的全局社会力,行人半径大小代表着行人速度。然而,本模型的行人半径大小是随机的,行人质量参照惊恐环境下的社会力模型,统一设为 80kg ,并且是在短程社会力影响下来模拟人群自组织现象,而且还考虑了接触力,包括身体反弹力和滑动摩擦力。密度信息在模拟人群自组织现象时没有适用场景,所以把密度导向阈值设为极大值,让本模型退化为短程社会力驱动下人群自组织现象的模拟。

4.1.1 长廊自动渠化

本次模拟时社会力参数遵照原模型参数, $A = 2000, B = 0.08$,松弛时间取 0.5s ,期望速度取 1.5m/s ,最大速度取 5m/s 。在 $10\text{m} \times 50\text{m}$ 长廊里有两组对流行人群,蓝色人群从左侧通往右侧,红色人群从右侧通往左侧,人群在两端随机生成,并且行人的初始生成位置保证不会重叠,行人直径也是在 $[0.5\text{m}, 0.7\text{m}]$ 的区间内随机生成。行人数目上限为 120 ,行人在长廊两端 $10\text{m} \times 2\text{m}$ 的区域内随机生成且互不重叠。图4(a)记录着模拟时间 $Time$ 为 7.029s 时长廊共有 30 人,当 $Time$ 为 33.67s 时,如图4(b)所示,长廊人群已经达到上限。

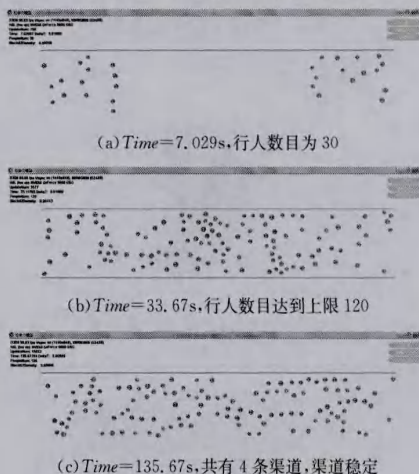


图4 自动渠化现象

自动渠化的形成是需要一段时间的,并不是两股随机人群对立交错就能立刻产生自动渠化现象,而是两股对流行人群经过一段时间对冲后,在社会力互相筛选情况下,出现渠道分层现象。从图4(c)中可以明显观察到4条完美渠道,并且会一直保持下去,这与Helbing的模拟结果是一致的,即在 $10\text{m} \times 50\text{m}$ 的长廊内大约形成4~5条渠道^[6]。

4.1.2 窄门两侧瓶颈摆动

在 $12\text{m} \times 32\text{m}$ 的长廊中央有一堵墙壁,墙壁中央有一个

宽 1.5m 的窄门供两侧人群通行,蓝色人群从左侧通往右侧,红色人群从右侧通往左侧。窄门两侧的人群随机生成初始位置并且不会互相重叠。模型参数与前一小节相同。通过实验可以观察到两侧人群在争夺窄门时轮流交替通过窄门,出现瓶颈摆动现象。当两侧人群通行完毕时,共耗时 90.418s,如图 5 所示。

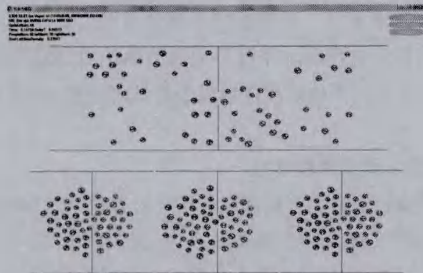


图 5 瓶颈摆动现象

4.1.3 拱形堵塞与快即是慢

如图 6 所示,在 15m * 15m 的房间内有一个宽 1.0m 的出口,初始随机分布的 200 行人需要从房间疏散出去。每次实验模拟时的期望速度有不同取值,其他参数与前小节一致,并且密度导向阈值也设为极大值。随着初始行人向门口前行,如图 7 所示,可以观察到聚集人群在门的左侧呈现半圆形状,同时行人会聚集在门口处并呈现拱形堵塞现象。

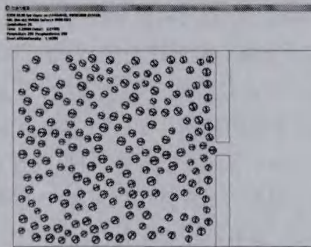


图 6 200 人疏散初始位置

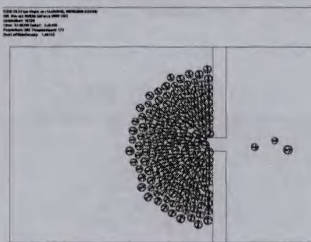


图 7 出口房间的拱形堵塞现象

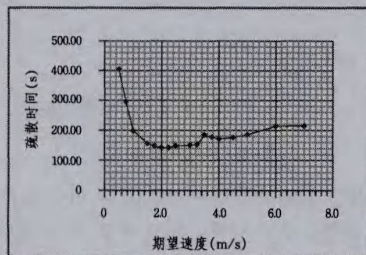


图 8 期望速度与疏散时间关系

经过多次实验观察与数据记录,可得期望速度与行人疏散时间的关系,如图 8 所示,当期望速度区间为 [1.75m/s, 2.25m/s] 时,疏散时间有最小值,约为 142s。当期望速度小于 2.0m/s 时,可以发现期望速度越快,行人疏散时间越短,

但是当期望速度大于 2.0m/s 时,总体疏散时间反而变长了。本实验证明了在短程社会力影响下,基于网格密度场的社会力模型依然能够模拟出拱形堵塞与快即是慢等自组织现象,并且期望速度取 2.0m/s 左右时疏散效率最高,这个结果与 Helbing 的最佳期望速度为 1.5m/s 的结论相差 0.5m/s,但是与宋卫国等人的 CAFé 模型最佳期望速度为 2.0m/s 的结论相一致^[18]。

4.2 圆环场景

圆环场景共有 40 个行人,每个行人的初始位置如图 9 所示,行人的目标位置为关于圆心对称正对面的圆环上位置。图 9 的黑色网格线为网格密度场,为了方便观察行人轨迹,实验模拟时不绘制网格密度场,而绘制行人的轨迹路线图。

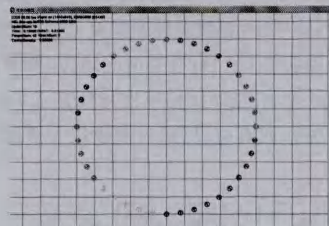


图 9 圆环场景 40 人的初始位置

圆环场景的特点在于每个行人的目标方向都不同,行人会逐渐向圆心汇聚,并且在圆心处会形成高密度的拥塞区域,这就是本文选取圆环场景的原因,即当圆环中心区域的密度高于密度导向阈值时,本实验将模拟出行人混合目标方向与最低密度方向的实际效果。

本节所有实验的圆环场景半径均为 10m,行人数目设置均为 40。为了与原模型比较,本实验采用原始的社会力模型参数, $A=2000, B=0.08$ 。同时,行人半径不再随机化,而是统一为 0.3m,行人质量均为 80kg,最大速度为 3m/s,期望速度为 1.2m/s。圆环场景下不同模型之间的比较,主要通过所有行人全部到达目标的总时间以及行人运动轨迹这两个特征进行比较。本小节主要根据这两个特征来论述模型的优劣。

图 10 示出了原始社会力的模拟情况。由于行人的期望方向关于圆心对称,因此行人都会往圆心扎堆,并且期望方向依然指向圆心。此时行人会在中心堵塞一段时间,然后可以观察到人群中逐渐形成漩涡状 (Vortex Formation),漩涡是由里往外形成的。外围人群在由里向外的漩涡带动下呈现顺时针绕行的轨迹。最终行人于 35.54s 全部到达目标点,但是从图中明显可以观察到,行人轨迹并不是完全从中心向外呈螺旋放射状,并且存在 8 条行人绕行轨迹。

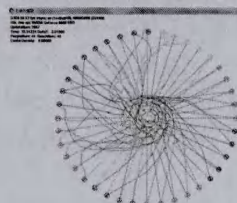


图 10 原始社会力模型的圆环模拟

图 11 示出网格密度场和短程社会力影响下的圆环场景模拟情况。为了单纯观察行人选择最低密度方向时的模拟效果,密度导向因子 $\varphi=1$,即当网格密度大于密度导向阈值时,行人将完全选择最低密度方向而暂时忽略目标方向。相比原模型中行人扎堆在圆环中心,网格密度场下的行人也会向圆

环中心聚集,只是行人间的间距拉大了,这是由于密度场下行人有往低密度区域扩散的趋势造成的,并且行人的期望方向不再是全部指向圆心,而是指向最低密度方向。改进后的模型依然能呈现螺旋放射状漩涡,并且是完美的漩涡状,从图 11 中的漩涡轨迹中找不到 1 条绕行轨迹,这就是单纯考虑最低密度方向的优势。因为本实验的漩涡状是由外向内形成的,外侧人群首先会绕开中心的高密度区域,呈顺时针螺旋状向目标方向前进,然后再带动圆环中心的阻塞人群前往目标位置,这就是完美放射状螺旋轨迹形成的原因。圆环中心的阻塞人群是由外向内扩散的,所以不会存在绕行轨迹。

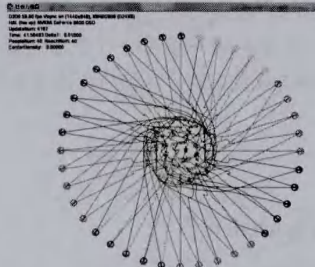


图 11 网格密度场下($\varphi=1$)圆环场景模拟情况

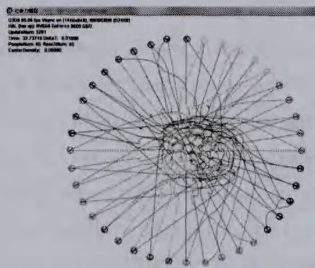


图 12 网格密度场下($\varphi=0.5$)圆环场景模拟情况

当 $\varphi=1$ 时,如图 11 所示,所有行人到达目标方位所花时间为 41.50s,比改进之前慢了 5.96s。单纯考虑最低密度方向的缺点在于行人改变自驱力方向时,有可能会偏离目标方向,因此会增加行进时间。而本次实验时间延长的原因在于外侧行人需要绕行一段时间才能带动漩涡的形成。

密度导向因子的作用就在于混合目标方向和最低密度方向,因此当 $\varphi=0.5$ 时,在网格密度场和短程社会力的影响下,圆环场景模拟情况如图 12 所示,当行人综合目标方向和最低密度方向作为期望方向后,实验模拟取得最佳效果。所有行人到达目标的时间耗费为 32.73s,比改进前的模型还快了 2.81s。图 12 相当于综合了图 10 的时间优势与图 11 的轨迹优势。这个优势归功于密度导向因子的引入,让行人不再是盲目走向低密度区域,而是基于最小偏离目标方向来避开高密度人群。

4.3 时间复杂度优化

随着人群数目的增多,时间复杂度越低的模型每帧计算量越少,因此帧速也越高,扩展性能也越好。因此本文主要通过分析不同人群规模下的帧速关系来展现时间复杂度的优化,如图 13 所示。

在 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的大厅内有 10m 宽的出口,人群规模从 1000 到 10000 不等。改进前的算法时间复杂度为 $O(N^2)$,所以人数为 1500 时,帧速为 33F/s,而改进后的模型在模拟 1500 人疏散时的帧速依然为 60F/s。当人群规模为 3000 人时,原模型帧速为 11FPS,而改进后的模型帧速为 30F/s,将

近是原模型帧速的 3 倍。当人群规模为 10000 人时,原模型帧速约为 1.2F/s,而改进后的帧速为 7.5F/s,是原模型帧速的 6 倍多。改进后的模型与改进前的模型帧速相比,人数越多,帧速的倍数越大。

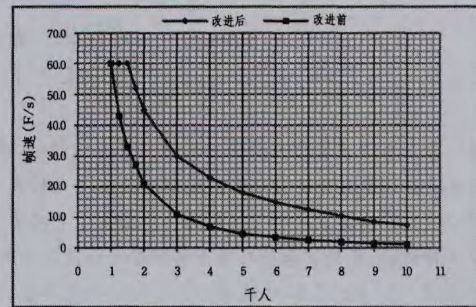


图 13 人群规模与帧速关系

结束语 本文用大量实验成功模拟了基本的人群自组织现象。这并不是单纯地重复前人工作,而是证明了在短程社会力与密度阈值的驱动下,改进后的模型依然保留原模型的精华所在,并没有改掉原模型的优势;同时也用实验证明了密度场的适用范围是十分灵活的,不需要密度导向时直接把密度导向阈值设为最大值即可,本模型就退化为短程社会力模型;然后通过圆环场景证明网格密度场下人群模拟的优势所在,在密度导向阈值和密度导向因子的作用下,把轨迹优势与时间优势合二为一;最后,增加人群规模,通过模拟时的帧速来比较改进前后两个模型的时间复杂度,证明了密度场下短程社会力模型有着相当明显的时间复杂度优势。

参考文献

- [1] Hughes R L. The flow of human crowd [J]. Annual review of fluid mechanics, 2003, 35(1): 169-182
- [2] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. The international journal of robotics research, 1986, 5(1): 90-98
- [3] Von Neumann J, Burks A W. Theory of self-reproducing automata [M]. USA: University of Illinois Press, 1966
- [4] Van den Berg J, Lin M, Manocha D. Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008 (ICRA 2008). IEEE, 2008: 1928-1935
- [5] Vaina L, Beardsley S A, Rushton S K. Optic flow and beyond [M]. Springer, 2004: 307-337
- [6] Helbing D, Molnar P. Social force model for pedestrian dynamics [J]. Physical review E, 1995, 51(5): 4282
- [7] Helbing D, Farkas I, Vicsek T. Simulating dynamical features of escape panic [J]. Nature, 2000, 407(6803): 487-490
- [8] Helbing D, Farkas I J, Molnar P, et al. Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations [J]. Pedestrian and evacuation dynamics, 2002, 21: 21-58
- [9] Helbing D, Buzna L, Johansson A, et al. Self-organized pedestrian crowd dynamics: Experiments, simulations, and design solutions [J]. Transportation science, 2005, 39(1): 1-24
- [10] Lakoba T I, Kaup D J, Finkelstein N M. Modifications of the Helbing-Molnar-Farkas-Vicsek social force model for pedestrian evolution [J]. Simulation, 2005, 81(5): 339-352

(下转第 53 页)

决策表属性约简结合起来,提出一种定量度量决策属性与条件属性依赖关系的方法。该度量不仅能反映各条件属性与决策属性的相关关系,还能很好地识别最优约简子集,也可用来判断决策属性在条件属性上的偏好,在实际问题中有很好的应用前景。由于对应分析有很强的图形解释功能,下一步将研究如何结合实际问题分析决策属性与条件属性之间的依赖关系。

参 考 文 献

[1] 张文修,吴伟志,梁吉业,等.粗糙集理论与方法[M].北京:科学出版社,2001;12-32
Zhang Wen-xiu, Wu Wei-zhi, Liang Ji-ye, et al. Rough set theory and method [M]. Beijing: Science Press, 2001; 12-32

[2] Hu X H, Cercone. Learning in relational database: a rough set approach[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2): 323-338

[3] Jelonek J. Rough set reduction of attributes and their domains for neural network[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2): 339-347

[4] 苗夺谦,李道国.粗糙集理论、算法和应用[M].北京:清华大学出版社,2008;34-41
Miao Duo-qian, Li Guo-dao. Rough set Theory, Method and Applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008; 34-41

[5] 王国胤,姚一豫,于洪.粗糙集理论与应用研究综述[J].计算机学报,2009,32(7):1229-1245
Wang Guo-yin, Yao Yi-yu, Yu Hong. A Survey on Rough set Theory and Applications[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(7): 1229-1245

[6] Mitra S, Pal S K, Mitra P. Data mining in soft computing framework: a survey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(1): 3-14

[7] Estaji A A, Hooshmandscl M R, Davvaz B. Rough set theory applied to lattice theory[J]. Information Science, 2012, 200: 108-122

[8] Hegland M. Data mining techniques[M]. Cambridge University Press, 2001, 10: 313-355

[9] 韩丽丽.决策粗糙集的属性约简算法研究[D].安徽:安徽大学, 2013

Han Li-li. The Research of Attribute Reduction Algorithm in Decision Theoretic Rough Set [D]. Anhui: Anhui University, 2013

[10] Lingras P J, Yao Y Y. Data mining using extensions of the rough set model[J]. Journal of the American Society for Information Sciences, 1998, 49(5): 415-422

[11] Golan R, Ziarko W O. A methodology for stock market analysis utilizing Rough set theory[C]//Proc. of IEEE/IAFE Conference on Computation Intelligence for Financial Engineering. New Jersey, 1995: 32-40

[12] 刘宏杰,冯博琴,李文捷,等.粗糙集属性约简判别分析方法以及应用[J].西安交通大学学报,2007,41(8):939-943
Liu Hong-jie, Feng Bo-qin, Li Wen-jie, et al. Discrimination Method of Rough Set Attribute Reduction and Its Applications [J]. Journal of Xian Jiaotong University, 2007, 41(8): 939-943

[13] Greenacre M J. Theory and Applications of Correspondence Analysis[M]. London: Academic Press, 1984

[14] Greenacre M J. Correspondence Analysis of Square Asymmetric Matrices[J]. Applied Statistics, 2000, 49: 297-310

[15] Miao D Q. Analysis on Attribute Reduction Strategies of Rough Set[J]. Computer Science and Technology, 1998, 13(2): 189-194

[16] Yao Y Y, Zhao Yan. Attribute reduction in decision-theoretic rough set models[J]. Information Sciences, 2008, 178: 3356-3373

[17] Qian Yu-hua, Liang Ji-ye, Pedrycz W, et al. Positive approximation: An accelerator for attribute reduction in rough set theory [J]. Artificial Intelligence, 2010, 174: 597-618

[18] 高慧旋.应用多元统计分析[M].北京:北京大学出版社,2005; 110-120
Gao Hui-xuan. Applications of Multivariate Statistical Analysis [M]. Beijing: Peking University Press, 2005; 110-120

[19] Johnson R A, Wichern D W. 实用多元统计分析(第六版)[M].陆璇,叶俊,译.北京:清华大学出版社,2008;145-150
Johnson R A, Wichern D W. Applied Multivariate Statistical Analysis(Sixth Edition)[M]. Lu Xuan, Ye Jun. Beijing: Tsinghua University Press, 2008; 145-150

[20] 陶凤梅.对应分析的数学模型[D].吉林:吉林大学,2005
Tao Feng-mei. Mathematical Model of Correspondence[D]. Jilin: Jilin University, 2005

(上接第 17 页)

[11] 陈涛,应振根,申世飞,等.相对速度影响下社会力模型的疏散模拟与分析[J].自然科学进展,2006,16(12):1606-1612
Chen Tao, Ying Zhen-gen, Shen Shi-fei, et al. Evacuation simulation and analysis of the relative velocity under social force model [J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(12): 1606-1612

[12] 叶青,夏时洪,毛天露,等. Agent-Based 群体模拟中的朝向计算方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(8):1349-1356
Ye Qing, Xia Shi-hong, Mao Tian-lu, et al. Orientation Computing in Agent-Based Crowd Simulation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(8): 1349-1356

[13] Mehdi M, Niriaska P, Simon G, et al. The Walking Behaviour of Pedestrian Social Groups and its Impact on Crowd Dynamics [J]. PLoS One(S1932-6203), 2010, 5(4): e10047

[14] Daamen W. Modelling passenger flows in public transport faci-

ties [M]. Delft, Netherlands; DUP Science, 2004

[15] Sakuma T, Mukai T, Kuriyama S. Psychological model for animating crowded pedestrians [J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2005, 16(3/4): 343-351

[16] van Toll W G, Cook A F, Geraerts R. Real-time density-based crowd simulation [J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2012, 23(1): 59-69

[17] 赵欣欣,张勇,孔德慧,等.基于场的人群运动仿真[J].中国图像图形学报,2013,18(3):344-350
Zhao Xin-xin, Zhang Yong, Kong De-hui, et al. Field-based crowd simulation [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(3): 344-350

[18] Song Wei-guo, Yu Yan-fei, Wang Bing-hong, et al. Evacuation behaviors at exit in CA model with force essentials: A comparison with social force model[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2006, 371(2): 658-666