

障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法*

李 猛, 梁加红

(国防科技大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:针对由多个领导智能体和多个跟随智能体组成的多智能体组,提出一种障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法。该方法属于分布式控制方法,其利用组中的领导智能体控制跟随智能体,使得跟随智能体的中心和速度分别指数收敛于组中所有领导智能体的加权位置中心和加权平均速度,且每个领导智能体权重的大小取决于其所带领的跟随智能体的数目。另外,该方法通过在障碍的边缘引入虚拟的“ β -智能体”,使组中的个体具有与环境中的静态和动态障碍避碰的能力,最终生成真实的障碍空间中具有多领导者的组行为。最后以虚拟人智能体组为载体进行仿真实验,验证了该方法的有效性。

关键词:多智能体系统;多智能体集群;组行为;分布式控制;

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)06-0177-08

Flocking behavior method with multiple leaders in obstacle environment

LI Meng, LIANG Jiahong

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at the agents group composed of multiple leader agents and multiple follower ones, a flocking behavior method with multiple leaders in obstacle environment is proposed. As a distributed control method, it controlled the follower agents with the leader agents of the group. Simultaneously, the center and average velocity of the follower agents exponentially was converged to the weighted average position and the velocity of the leader agents respectively. And the weight was dependent on the number of follower agents which were led by the leader agents. Moreover, by introducing a class of agents which are denoted as “ β -agent” at the border of the obstacles, the follower agents possessed the capacity of avoiding collision with the static and dynamic obstacles. In this way, believable flocking behavior with multiple leaders in obstacle environment was generated. Simulation results with virtual humans being the members of the group demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: multi-agent system; flocking of multi-agent; flocking behavior; distributed control

组即 group 或 flock, 又称为群, 是指具有一定内在联系(如粘连性、聚集性、保持某种队形等)的若干智能体(组的成员)群体的集合^[1-7]。组行为又称为 flocking 行为, 是指组在运动的过程中根据内在的联系、外部环境、目标、约束等表现出的群体现象。在广泛观察动物群体群聚现象的背景下, 组行为问题在生态学和理论生物学领域得到广泛的研究^[3-4]。与组行为相关的问题, 如协作控制、分布式控制和队形控制, 已成为系统和控制理论方面的重要研究内容^[3-5]。因此几十年来, 动物行为学、物理学和生物物理学、社会科学、计算机科学等领域的研究者对如何通过局部交互来涌现出复杂的组行为进行了广泛的研究。近年来, 组行为研究受到人群行为建模研究人员的极大关注^[6-7]。总的来说, 已有的研究存在两个问

题:(1)已有的方法大多针对的是无障碍情况下的组行为研究。但在真实环境中, 障碍对组行为具有重要的影响, 如当组通过隘口时, 组的队形不再保持稳定状态, 会根据实际障碍的信息改变组队形, 从而通过狭窄区域, 表现为“蠕动”前行; 又如, 当组遇到障碍时, 组的成员会从障碍的两边通过。(2)已有方法大多针对具有单一 leader 的组行为问题。因此, 本文对障碍环境下具有多领导者的组行为进行研究, 提高组行为在有障碍环境中的真实性。本文首先从理论上对无障碍环境下具有多领导智能体的组行为进行理论分析, 然后在环境中加入任意数目顶点的凸多边形静态和动态障碍, 根据跟随智能体与障碍的相对位置、跟随智能体的速度、动态障碍的速度来计算“ β -智能体”的位置和速度。从而实现智能体组对障碍的

* 收稿日期:2013-04-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170160)

作者简介:李猛(1985—),男,安徽太和人,博士研究生,E-mail:mengshuqin1984@163.com;

梁加红(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:liangjiahong@nudt.cn

避碰以及当组进入无障碍区域后,组中心的收敛特性。

1 相关工作及问题陈述

最初 Reynolds 把组定义成一群具有基本组行为的对象,如鸟群、鱼群、畜群。Reynolds 提出用三个规则 (separation、alignment、cohesion) 来模拟这些动物的组行为,这三个规则被统一称为基本组行为^[2]。随后针对组问题,不同的研究者分别从不同的方面进行了研究。Tanner, Jadbabaie 和 Pappas 首先对具有稳定队形的组行为进行了研究,他们证明了当任意两个组成员之间保持相互联系的情况下,组队形可以收敛到稳定队形^[4-5]。但 Tanner 的研究主要针对无障碍条件下的稳定组队形的研究。Su 首先对只有一个 leader 的组行为进行了研究^[8]。随后, Su, Wang 和 Yang 对具有多个 leaders 的 flocking 行为进行了研究。他假设在任意时刻,每个跟随智能体只能跟踪一个相应的 leader^[9]。但在其研究中,针对的都是无障碍环境下的组行为,且在理论推导中假设组中领导智能体的数目与跟随智能体的数目相同。Gu 对组的中心受期望轨迹约束情况下的组行为进行了研究。在其研究中,只有领导智能体能够获得期望轨迹的信息,跟随智能体按照跟随行为产生的驱动力跟随 leader 移动。当跟随智能体不能够获得 leader 的信息时,跟随智能体采用 consensus algorithm 对当前组的中心进行估计,从而保证整个组的中心沿期望轨迹移动^[10-12]。但 Gu 的研究中未对组的中心和领导者的中心之间的关系进行分析。Saber 提出了三种分布式的、可扩展的组行为生成理论和计算框架,包含三个组行为生成算法^[3]。在第一个组行为生成算法中,智能体被称为“ α -智能体”。Saber 把 Reynolds 的三个规则统一到此算法中。但此算法无法保证整个组不分离成多个子组。其提出的第二个组行为算法中,组的领导智能体(或 leader)被称为“ γ -智能体”,此类智能体代表了整个组的目标,进而决定了整个组的行为,因此第二个算法使得整个组具有跟踪 leader 的能力。“ γ -智能体”速度和加速度的设计则来源于对组整体路径的规划过程或由用户事先指定,此时组中所有“ α -智能体”的运动由“ γ -智能体”控制。在第三个组算法中,Saber 对有障碍空间中的组行为进行了研究,其在障碍的边缘引入虚拟的“ β -智能体”,这些智能体沿着障碍的边缘移动。“ α -智能体”和虚拟的“ β -智能体”之间的

交互,一方面保证了“ α -智能体”与障碍不发生碰撞,另一方面保证“ α -智能体”在通过障碍时具有沿障碍的边缘移动的趋势。但 Saber 的研究仅针对具有一个 leader 的情况,同时其假设环境中的障碍为矩形或圆形障碍,而且这些障碍为静态的。因此有必要对环境中具有动态障碍且障碍的形状为一般凸多边形情况进行分析。

因此本文在 Saber、Su 等研究的基础上,对障碍环境下具有多个领导者的组行为进行了研究。本文的研究问题可表示成如下问题陈述:

- (1) 在本文中,组由多个领导智能体和多个跟随智能体组成,且每个跟随智能体在任意时刻只能跟随一个领导智能体。
- (2) 每个跟随智能体只能获得处于其交互范围内的跟随智能体的信息,以及与其对应的领导智能体的信息。
- (3) 本文的目的是使组在移动的过程中,组中多个领导智能体带领跟随智能体移动,同时使组避免与环境中的静态和动态障碍发生碰撞。

2 无障碍环境下具有多领导者的组行为

考虑二维空间中一个包含 N 个跟随智能体 (“ α -智能体”, 记为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$) 和 M 个领导智能体 (“ γ -智能体”, 记为 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M$) 的智能体组,每个智能体(既可以为跟随智能体,又可以为领导智能体)的运动由如下动力学方程表示^[3,10,13]:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}_i(t) = \mathbf{v}_i(t) \\ \dot{\mathbf{v}}_i(t) = \mathbf{a}_i(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N + M \quad (1)$$

其中 \mathbf{p}_i 、 \mathbf{v}_i 、 \mathbf{a}_i 分别表示组中第 i 个智能体(跟随智能体或领导智能体)在绝对坐标系中的位置矢量,速度矢量和加速度矢量。智能体 i 的邻接集为 $\mathcal{N}_i(t) = \{j: \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| \leq R, j = 1, 2, \dots, N + M, j \neq i\}$, R 表示智能体对其他智能体和障碍做出交互的距离(称为交互范围),其一般小于真实人的感知距离。处于 $\mathcal{N}_i(t)$ 内的其他跟随智能体都能够接收到 α_i 自身的信息和与其对应的领导智能体的信息。

由于每个跟随智能体任意时刻只能跟随一个领导智能体,跟随智能体具有如下分布式控制算法^[4-5]:

$$\mathbf{a}_i = - \underbrace{\sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} \nabla_{\mathbf{p}_i} \psi_\alpha(\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_\sigma)}_{u_1} + \underbrace{\sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} a_{ij}(t)(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i)}_{u_2} + \underbrace{a_\gamma^i - c_1(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma^i) - c_2(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_\gamma^i)}_{u_3}$$

基本 flocking 行为

$$i = 1, \dots, N, c_1, c_2 > 0 \quad (2)$$

其中 $\|\cdot\|_\sigma$ 表示矢量的 σ 范数, 矢量 z 的 σ 范数定义为 $\|z\|_\sigma = \frac{1}{\varepsilon} [\sqrt{1 + \varepsilon \|z\|^2} - 1]$ ($\varepsilon > 0$); 函数 ψ_α 为非负平滑势域函数: 当 $\|p_i - p_j\|_\sigma \rightarrow 0$ 时, 达到其最大值, 在某个预定义的距离 $\|d\|_\sigma$ 获得唯一的最小值。 $\|p_i - p_j\|_\sigma < \|d\|_\sigma$ 时, $\nabla_{p_i} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma)$ 表示个体间的排斥力; $\|p_i - p_j\|_\sigma = \|d\|_\sigma$ 时, 个体间的排斥力和吸引力达到平衡; $\|d\|_\sigma < \|p_i - p_j\|_\sigma < \|R\|_\sigma$ 时, 其表示个体间的吸引力; 当 $\|p_i - p_j\|_\sigma \geq \|R\|_\sigma$, 其保持为 $\psi_\alpha(\|R\|_\sigma)$ 的常值, 此时个体间不再有力存在。 $p_\gamma^i, v_\gamma^i, a_\gamma^i$ 为 α_i 对应的领导智能体的位置、速度和加速度矢量; c_1, c_2 反映了跟随智能体跟随领导智能体的快慢程度; $a_{ij}(t)$ 表示个体间的邻接系数, 与文献[3]中式(11)相同。式(2)中的第一项(u_1 项)用于控制跟随智能体和处于其交互范围内的其他智能体的相对位置, 使得个体既避碰又保持凝聚性; 第二项(u_2 项)用于控制跟随智能体与处于其交互范围内的其他智能体的相对速度, 使得个体间保持速度上的一致。 u_1 项和 u_2 项一起构成了组的基本组行为。 u_3 项负责驱动跟随智能体跟随其对应的领导智能体^[3,8-9]。组的能量由两部分组成: 组中所有智能体间的势能以及组中所有跟随智能体相对于其对应的领导智能体的动能。因此组的能量 $W(t)$ 定义^[8-9]为

$$W(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N+M} (V_i(t) + (v_i - v_\gamma^i)^T (v_i - v_\gamma^i)) \quad (3)$$

其中

$$V_i(t) = \sum_{j \in J_i^*(t)} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma) + c_1 (p_i - p_\gamma^i)^T (p_i - p_\gamma^i)$$

引入定理1:

定理1 在无障碍环境下, 考虑具有 N 个跟随智能体和 M ($M \leq N$) 个领导智能体的智能体组, 智能体的动力学特性由式(1)描述, 跟随智能体的控制律由式(2)描述。假设在任意时刻每个跟随智能体只能跟随一个领导智能体, γ_j ($j = 1, \dots, M$) 所引导的智能体数目为 N_{γ_j} , $\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} = N$, γ_j 带领的跟随智能体表示为 $\alpha_1^{\gamma_j}, \alpha_2^{\gamma_j}, \dots, \alpha_{N_{\gamma_j}}^{\gamma_j}$, 并且组的初始能量 $W(0)$ 是有限的, 则

(1) 在整个仿真时间内, 跟随智能体和其对应的领导智能体之间的距离不大于 $\sqrt{2W(0)}/c_1$, 且跟随智能体的速度渐近地收敛于领导智能体的速度。

(2) 所有跟随智能体的位置中心 $\bar{p}(t)$ 收敛于所有领导智能体的加权位置中心 $\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(t) / N$, p_{γ_j} 表示领导智能体 γ_j 的位置矢量; 所有跟随智能体的平均速度 $\bar{v}(t)$ 收敛于所有领导智能体的加权平均速度 $\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(t) / N$, v_{γ_j} 表示 γ_j 的速度。

(3) 当领导智能体的数目为1 ($M = 1$) 或者每个领导智能体带领的跟随智能体的数目相同 ($N_{\gamma_1} = N_{\gamma_2} = \dots = N_{\gamma_M}$) 时, $\bar{p}(t)$ 收敛于所有领导智能体的位置中心 $\bar{p}_\gamma(t)$, $\bar{v}(t)$ 收敛于所有领导智能体的平均速度 $\bar{v}_\gamma(t)$, $\bar{p}_\gamma = \sum_{j=1}^M p_{\gamma_j} / M$, $\bar{v}_\gamma = \dot{\bar{p}}_\gamma$ 。

证明 结论(1)的证明见文献[9], 本文只对结论(2)进行证明。所有跟随智能体的位置中心表示为 $\bar{p} = \sum_{j=1}^N p_{\alpha_j} / N$, $\dot{\bar{p}} = \dot{\bar{p}} = \sum_{j=1}^N v_{\alpha_j} / N$; 所有跟随智能体的位置中心表示为 $\bar{p} = \sum_{j=1}^N p_{\alpha_j} / N$, $\dot{\bar{p}} = \sum_{j=1}^N v_{\alpha_j} / N$; 由式(2)得

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i &= -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j \in J_i^*(t)} \nabla_{p_i} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma) \right. \\ &+ \sum_{j \in J_i^*(t)} a_{ij}(t) (v_j - v_i) \left. \right) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (a_\gamma^i - c_1 (p_i - p_\gamma^i) \\ &- c_2 (v_i - v_\gamma^i)) \end{aligned} \quad (4)$$

根据 $\nabla_{p_i} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma) = -\nabla_{p_j} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma)$, $a_{ij}(t) = a_{ji}(t)$, $\sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i^*(t)} \nabla_{p_i} \psi_\alpha(\|p_i - p_j\|_\sigma) = 0$,

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i^*(t)} a_{ij}(t) (v_j - v_i) &= 0. (4) \text{式转化为} \\ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (a_\gamma^i - c_1 (p_i - p_\gamma^i) - c_2 (v_i - v_\gamma^i)) \end{aligned} \quad (5)$$

由于任意一个领导智能体 γ_j $j \in \{1, \dots, M\}$ 带领的跟随智能体的数目为 N_{γ_j} , 则 $\sum_{i=1}^N a_\gamma^i = \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} a_{\gamma_j}$, $\sum_{i=1}^N v_\gamma^i = \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}$, $\sum_{i=1}^N p_\gamma^i = \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}$, 结合 $\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i$, $\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i$, (5)式转化为

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} (a_{\gamma_j} + c_1 p_{\gamma_j} + c_2 v_{\gamma_j}) - c_1 \bar{p} - c_2 \bar{v} \quad (6)$$

根据 $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i = \dot{\bar{p}}$, 因此得到如下微分方程组:

$$\begin{cases} \dot{\bar{p}} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} \dot{p}_{\gamma_j} = \bar{v} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j} \\ \dot{\bar{v}} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} \dot{v}_{\gamma_j} = -c_1 \left(\bar{p} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j} \right) \\ \quad - c_2 \left(\bar{v} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j} \right) \end{cases} \quad (7)$$

解式(7):当 $c_2^2 > 4c_1$ 时,得到式(8);当 $c_2^2 =$

$4c_1$ 时,得到式(9);当 $c_2^2 < 4c_1$ 时,得到式(10)。从式(8)、(9)、(10)可以得出结论(2)。特别地,当 $M = 1$ 或者 $N_{\gamma_1} = N_{\gamma_2} = \dots = N_{\gamma_M}$ 时,由 $\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} = N$ 得 $\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(t) / N = \sum_{j=1}^M p_{\gamma_j} / M$ 。因此得出结论(3)。

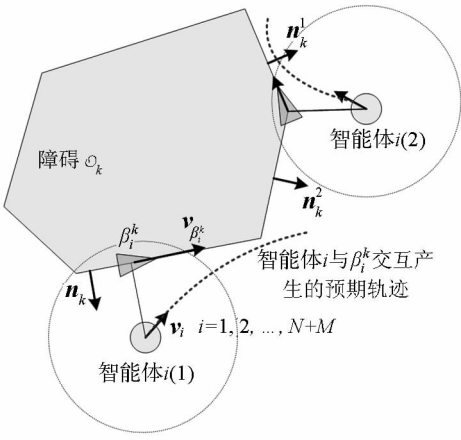
$$\begin{cases} \bar{p}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(t)}{N} - \frac{1}{\sqrt{c_2^2 - 4c_1}} \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \frac{c_2 - \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) e^{-\frac{c_2 - \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} t} \\ \quad + \frac{1}{\sqrt{c_2^2 - 4c_1}} \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \frac{c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) e^{-\frac{c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} t} \\ \bar{v}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(t)}{N} + \frac{c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2\sqrt{c_2^2 - 4c_1}} \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \frac{c_2 - \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) e^{-\frac{c_2 - \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} t} \\ \quad + \frac{-c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2\sqrt{c_2^2 - 4c_1}} \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \frac{c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) e^{-\frac{c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1}}{2} t} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \bar{p}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(t)}{N} + \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} + \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \frac{2c_1}{c_2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) t \right) e^{-\frac{c_2}{2} t} \\ \bar{v}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(t)}{N} + \left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} + \left(\frac{-c_2}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) - c_1 \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) t \right) e^{-\frac{c_2}{2} t} \end{cases} \quad (9)$$

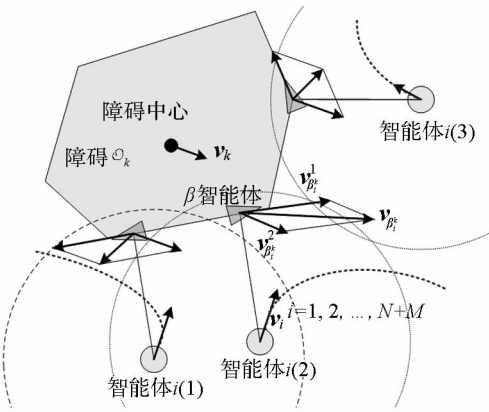
$$\begin{cases} \bar{p}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(t)}{N} + \left(\left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \cos\left(\frac{\sqrt{4c_1 - c_2^2}}{2} t\right) \right. \\ \quad \left. + \frac{2}{\sqrt{4c_1 - c_2^2}} \left(\frac{c_2}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) + \bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \sin\left(\frac{\sqrt{4c_1 - c_2^2}}{2} t\right) \right) e^{-\frac{c_2}{2} t} \\ \bar{v}(t) = \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(t)}{N} + \left(\left(\bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \cos\left(\frac{\sqrt{4c_1 - c_2^2}}{2} t\right) + \left(-\frac{\sqrt{4c_1 - c_2^2}}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right. \right. \\ \quad \left. \left. - \frac{2}{\sqrt{4c_1 - c_2^2}} \left(\frac{c_2}{2} \left(\bar{p}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} p_{\gamma_j}(0)}{N} \right) + \bar{v}(0) - \frac{\sum_{j=1}^M N_{\gamma_j} v_{\gamma_j}(0)}{N} \right) \right) \sin\left(\frac{\sqrt{4c_1 - c_2^2}}{2} t\right) \right) e^{-\frac{c_2}{2} t} \end{cases} \quad (10)$$

3 障碍环境下具有多领导者的组行为

通过在障碍的边界引入一类“ β 智能体”,使得组中的跟随智能体具有与障碍避碰的能力(本文假设领导智能体的运动路径事先已根据特定的规划算法规划出,因此不会与环境中的障碍发生碰撞)。本文把环境中的障碍表示成二维空间中的一系列凸多边形区域 $O_k(t) \subset \mathbf{R}^2 \quad i = 1, 2, \dots, N_o$, 且这些障碍的速度和运动路径已知, N_o 为障碍的个数。针对静态和动态障碍情况下引入 β 智能体,如图1所示。



(a) 静态障碍情况



(b) 动态障碍情况

图1 障碍智能体(β 智能体)示例

Fig.1 sketch of obstacle agent

(I) 当静态障碍 O_k 进入智能体 $i(\alpha_i)$ 的交互范围时(如图1(a)),由智能体 i 和 O_k 所引出的“ β 智能体”记为 β_i^k ,其位置 $p_{\beta_i^k}$ 为 $p_{\beta_i^k} = \arg(\min_{\bar{p} \in O_k} (\|p_i - \bar{p}\|))$ 。

β_i^k 的速度根据如下规则产生:

(1) 当 $p_{\beta_i^k}$ 不是 O_k 的顶点时, β_i^k 的速度 $v_{\beta_i^k}$ 为

$$v_{\beta_i^k} = \frac{\|p_i - p_{\beta_i^k}\|}{R} \cdot (I - n_k n_k^T) \cdot v_i, n_k \text{ 为 } p_{\beta_i^k} \text{ 所处的障碍边缘的法线;}$$

由 $n_k^T n_k = I, n_k^T v_{\beta_i^k} = 0$ 可知, $v_{\beta_i^k}$ 取决于智能体 i 的速度以及其与障碍间的距离,

其方向与障碍的边缘切线方向一致。

(2) 当 $p_{\beta_i^k}$ 是 O_k 的顶点且 $\text{norm}((p_i - p_{\beta_i^k}) \times v_i) = i \times j, n_k$ 选择为 n_k^1 ; 当 $\text{norm}((p_i - p_{\beta_i^k}) \times v_i) = j \times i, n_k$ 选择为 n_k^2 ; 当 $\text{norm}((p_i - p_{\beta_i^k}) \times v_i) = 0, n_k$ 任意选择 n_k^1 或 n_k^2 。然后根据情况(I)中的条件(1)计算 $v_{\beta_i^k}$, i, j 分别为绝对坐标系 x 轴和 y 轴上的单位向量, $\text{norm}(\cdot)$ 表示向量的归一化。

(II) 当 O_k 为动态障碍时, β_i^k 的速度不仅取决于智能体 i 的速度以及其与障碍间的距离,还取决于障碍的速度(如图1(b))。 $v_{\beta_i^k}$ 由两个部分组成: $v_{\beta_i^k} = v_{\beta_i^k}^1 + v_{\beta_i^k}^2$, 其中 $v_{\beta_i^k}^2 = \frac{R - \|p_i - p_{\beta_i^k}\|}{R} \cdot v_{O_k}$, v_{O_k} 为 O_k 的速度。 $v_{\beta_i^k}^1$ 的计算与(I)中的条件(1)类似,但要考虑障碍中心对 β_i^k 沿障碍边缘切线方向速度的影响。

(1) 当 $p_{\beta_i^k}$ 不是 O_k 的顶点时,

$$v_{\beta_i^k}^1 = \begin{cases} \frac{\|p_i - p_{\beta_i^k}\|}{R} \cdot (I - n_k n_k^T) \cdot v_i & \text{if } \text{norm}((p_i - p_{\beta_i^k}) \times (p_i - \bar{p}_{O_k})) > 0 \\ j \times i & \\ \frac{\|p_i - p_{\beta_i^k}\|}{R} \cdot (I - n_k n_k^T) \cdot v_i & \text{if } \text{norm}((p_i - p_{\beta_i^k}) \times (p_i - \bar{p}_{O_k})) < 0 \\ i \times j & \end{cases}$$

i, j 分别为绝对坐标系 x 轴和 y 轴上的单位向量, \bar{p}_{O_k} 为 O_k 的中心位置。

(2) 当 $p_{\beta_i^k}$ 是 O_k 的顶点时, $v_{\beta_i^k}^1$ 根据(I)中的条件(2)计算。 $v_{\beta_i^k}^1$ 解释为智能体在遇到障碍时沿障碍的边缘移动的行为, $v_{\beta_i^k}^2$ 解释为智能体顺着障碍的移动方向移动一段距离以躲避障碍的行为。这类似于现实生活中,真实的人在遇到移动的障碍时,往往会一边顺着障碍的速度方向移动,一边沿障碍的边缘移动以躲避障碍。引入“ β 智能体”后,需要在跟随智能体的分布式控制方法中引入与“ β 智能体”的交互,式(2)修改为

$$a_i = - \sum_{j \in \mathcal{I}_i(t)} \nabla_{p_i} \psi_\alpha (\|p_i - p_j\|_\sigma) + \sum_{j \in \mathcal{I}_i(t)} a_{ij}(t) (v_j - v_i) + a_y^i - c_1 (p_i - p_\gamma^i) - c_2 (v_i - v_\gamma^i) - \sum_{k \in \mathcal{I}_{\beta_i^k}(t)} \nabla_{p_i} \psi_\beta (\|p_i - p_{\beta_i^k}\|_\sigma) + \sum_{k \in \mathcal{I}_{\beta_i^k}(t)} a_{ik}(t) (v_{\beta_i^k} - v_i) \quad i = 1, \dots, N \quad c_1, c_2 > 0 \quad (11)$$

ψ_β 指跟随智能体与“ β 智能体”之间的势域函数,其性质与 ψ_α 类似,所不同的是:当

$\|p_i - p_{\beta t}\|_{\sigma} \geq \|R\|_{\sigma}$ 时, $\psi_{\beta} \equiv 0$ 。此性质表示跟随智能体与“ β 智能体”之间只存在排斥力。 $\mathcal{N}_i^{\beta}(t) = \{O_k \mid dis(O_k(t), \alpha_i) \leq R \quad k = 1, 2, \dots, N_o\}$ 表示 t 时刻处于 α_i 交互范围内的障碍集合, $dis(O_k(t), \alpha_i)$ 表示 α_i 与障碍 O_k 之间的距离。

算法的复杂度分析: 在式(11)中, 算法的复杂度主要来源于对 $dis(O_k(t), \alpha_i)$ 的计算, 即计算一个点至任意凸多边形的最小距离。根据杨春成^[14]等提出的求解两简单多边形间的最小距离的方法, 此方法的时间复杂度为 $O(n_1 \cdot n_2)$, n_1, n_2 分别为两多边形的顶点数。因此在最坏情况下(所有障碍均处于 α_i 交互范围内), 式(11)的复杂度为 $O(n_{max} \cdot N_o)$, 其中 n_{max} 表示所有障碍中的最大顶点数。在一个仿真步长内, 式(11)需被重复调用 N 次, 因此障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法的复杂度为 $O(N \cdot n_{max} \cdot N_o)$ 。由于 n_{max} 一般小于 10, 因此算法的复杂度为 $O(N \cdot N_o)$, 其仅与组中跟随智能体的数目和环境中的障碍的数目有关。当 N 与 N_o 大小相当时, 其与对数组进行排序的各种简单算法的复杂度一致。

通过以上分析可知, 根据式(11)的分布式控制方法, 在组从初始位置到目标位置移动的过程中, 组中的所有智能体一方面表现出基本的 flocking 行为; 另一方面, 组中的跟随智能体能够跟随对应的领导智能体。根据定理 1, 当环境中无障碍时, 跟随智能体的中心和速度分别收敛于组中所有领导智能体的加权位置中心和加权平均速度。当组遇到障碍时, 组中的跟随智能体具有与环境中的静态和动态障碍避碰的能力。最终整个组表现出按照领导智能体的加权中心轨迹和加权平均速度移动同时躲避静态和动态障碍的现象。

4 仿真实验及结果分析

为了验证本文提出的障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法, 本文在 2D 空间中进行仿真实验, 同时把实验数据导入 Boston Dynamics 公司开发的 Diguy 软件包中, 利用其提供的 SDK 接口和虚拟人体模型进行三维可视化驱动。实验参数设置如下: $R = 10\text{m}$, $d = 8\text{m}$; a_{ij} 、 ψ_{α} 和 ψ_{β} 的取值与文献[3]中式(10)、式(15)、式(65)的参数设置相同; $c_1 = 0.81$, $c_2 = 2\sqrt{c_1}$; 组中跟随智能体的个数 $N = 26$ 、领导智能体的个数 $M = 3$, 障碍个数 $N_o = 3$, 包括 2 个静态障碍和 1 个动态障碍, 障碍的最大顶点数为 6; 整个仿真时间设为 $t_{end} = 150\text{s}$; 仿真步长取为 0.1s 。组中 26 个跟随智能体的初始位置设置为圆心为坐标系原点, 半径为 30 的圆形区域内的随机值, 初始速度设置为 $[-1, 1] \times [-1, 1]$ 内的随机值, 智能体的半径取为 0.4m 。3 个领导智能体的初始位置为分别为 $(0, 0)^T$ 、 $(4, 2)^T$ 、 $(4, -2)^T$, 运动速度都为 $(2, 0)^T$ 。每个领导智能体 $\gamma_j (j = 1, \dots, 3)$ 带领的跟随智能体数目分别为 $N_{\gamma_1} = 8, N_{\gamma_2} = 8, N_{\gamma_3} = 10$ 。两个静态障碍(六边形)分别位于 $(100, 7)^T$ 、 $(100, -7)^T$; 同时在 $t = 98\text{s}$ 时, 在坐标位置为 $(199, 20)^T$ 处出现一动态障碍(为简易汽车, 用宽为 2m、长为 4m 的四边形简化表示)以速度 $(0, -9.5)^T$ 运动。如此设置的目的是, 既保证动态障碍和领导智能体之间不发生碰撞, 而又能使动态障碍穿过智能体组运动的区域, 从而验证组中的跟随智能体对动态障碍的避碰能力。整个仿真环境配置如图 2。

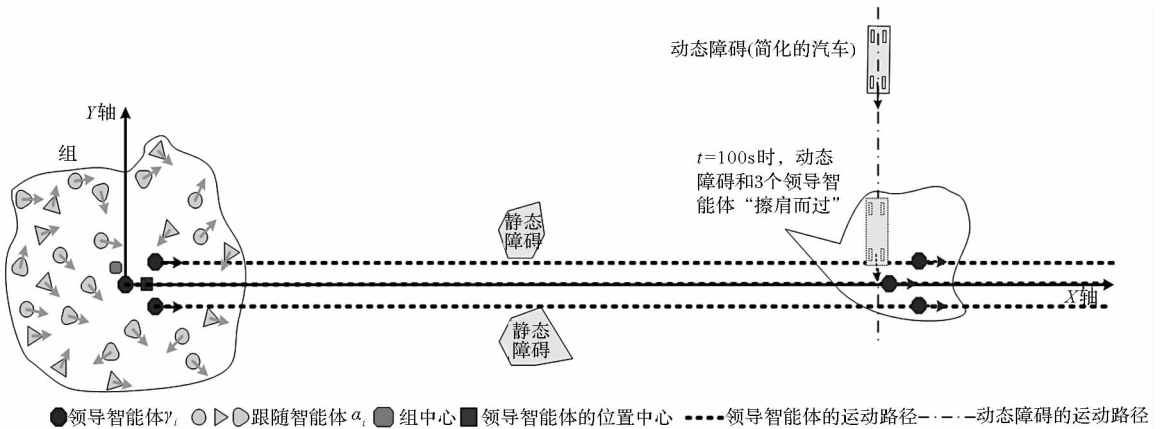


图 2 仿真环境配置

Fig. 2 Simulation environment

组中 26 个跟随智能体的中心位置 $\bar{p}(t)$ 与 3 个领导智能体的加权位置中心 $\sum_{j=1}^M N_{y_j} p_{y_j}(t) / N$ 之间的距离 $|\bar{p}(t) - \sum_{j=1}^M N_{y_j} p_{y_j}(t) / N|$ 如图 3 所示。

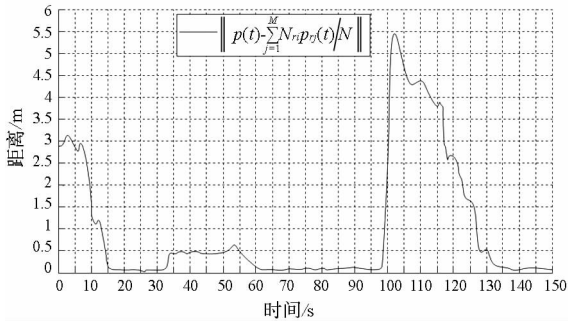
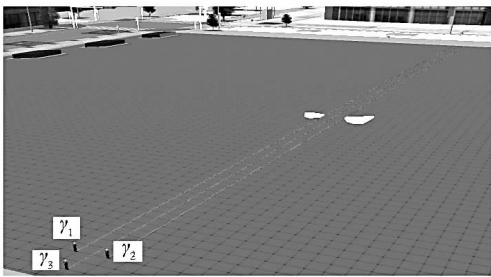


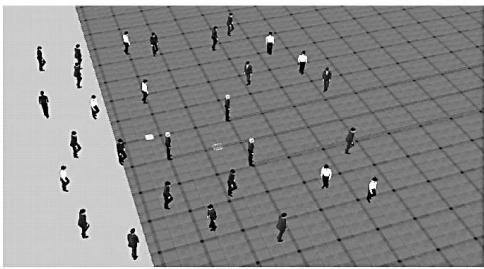
图 3 跟随智能体的中心位置与领导智能体的加权位置中心间的距离

Fig. 3 The distance between the center of followers and the weighted average position of leaders

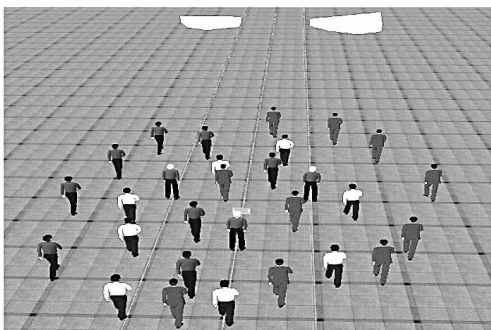
利用 Diguy 软件包得到的三维可视化仿真结果描述了跟随智能体对静态障碍和动态障碍的不同反应(如图 4)。



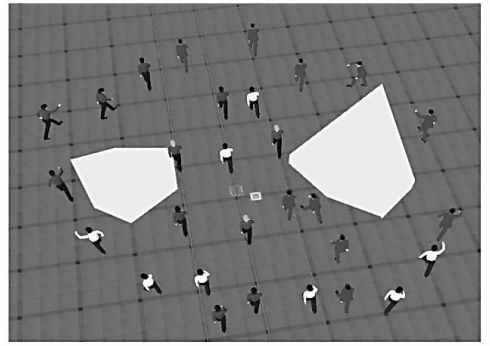
(a) 仿真环境



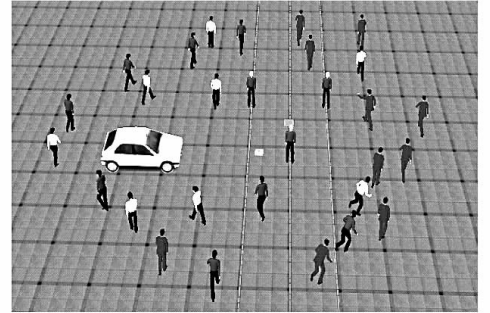
(b) $t = 0s$



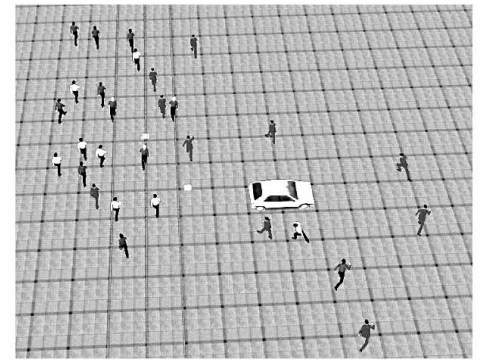
(c) $t = 25s$



(d) $t = 34s$



(e) $t = 99.5s$



(f) $t = 101s$

图 4 三维可视化仿真结果

Fig.4 Simulation results

从图 3 中可以看出,在 $t = 15s$ 时,26 个跟随智能体的中心收敛到 3 个领导智能体的加权位置中心和加权平均速度,并保持到 $t = 33s$;在 $t \in [33,57]s$,跟随智能体对静态障碍避碰,从而使得组中心偏离领导智能体的加权位置中心一段距离;在 $t \in [99.5,130]s$,跟随智能体对动态障碍做出反应,使得跟随智能体的中心在 $t = 102s$ 时与领导智能体加权位置中心之间的距离为 5.41m;在 $t = 130s$ 之后,所有跟随智能体的中心又重新收敛于领导智能体的加权位置中心。从图 4 中可以看出,仿真结果与图 3 和定理 1 中的结论相符,且跟随智能体对静态和动态障碍做出了真实的反应。

5 结论

本文提出了一种障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法,用于生成真实的组行为。本文首先从理论上对无障碍环境下具有多领导智能体的组行为进行了分析,理论证明:在无障碍环境下具有多领导智能体的组行为所有跟随智能体的中心收敛于所有领导智能体的加权位置中心,所有跟随智能体的平均速度收敛于所有领导智能体的加权平均速度,且每个领导智能体所占的权重与其带领的跟随智能体的数目有关。进一步,本文加入具有任意个数顶点的凸多边形静态和动态障碍,并根据跟随智能体与障碍的相对位置、跟随智能体的速度、动态障碍的速度来计算“ β 智能体”的位置和速度,进而跟随智能体对障碍做出反应。仿真结果表明,本文提出的障碍环境下具有多领导者的组行为生成方法能够生成真实的组行为,且时间复杂性低。

参考文献 (References)

[1] 胡晓峰,罗批,张明智. 社会仿真—信息化战争研究的新领域[M]. 北京:电子工业出版社,2010:277 - 296.
 HU Xiaofeng, LUO Pi, ZHANG Mingzhi. Social simulation-the new territory of information-based warfare [M]. Beijing: Beijing Publishing House of Electronics Industry, 2010: 277 - 296. (in Chinese).

[2] Pelechano N, Allbeck J, Badler N. Virtual crowds: methods, simulation, and control [M]. Morgan: Morgan&Claypool Publishers, 2008:1 - 40.

[3] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(3):401 - 420.

[4] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable flocking of mobile agents, part I: fixed topology [C]//Proceedings of 42nd IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway:

IEEE, 2003:2010 - 2015.

[5] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable flocking of mobile agents, part II: dynamic topology [C]//Proceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE, 2003:2016 - 2021.

[6] Thalmann D, Musse S R. Crowd Simulation [M]. London: Springer,2007: 1 - 35.

[7] Wei S, Demetri T. Autonomous pedestrians [J]. Graphical Models, 2007,69: 246 - 274.

[8] Su H S, Wang X F, Lin Z L. Flocking of multi-agents with a virtual leader, part II: with a virtual leader of varying velocity [C]//Proceedings of 46th IEEE Conference on Decision and Control, New Orleans, 2007:1429 - 1434.

[9] Su H S, Wang X F, Wen Y. Flocking in multi-agent systems with multiple virtual leaders [J]. Asian Journal of Control, 2008, 10(2): 238 - 245.

[10] Gu D B, Senior M, Wang Z Y. Leader - Follower Flocking: Algorithms and Experiments[J]. IEEE TRANSACTIONS ON CONTROL SYSTEMS TECHNOLOGY, 2009, 17(5): 1211 - 1219.

[11] Gu D B, Hu H. Using fuzzy logic to design separation function in flocking algorithms [J]. IEEE Transactions On Fuzzy System, 2008, 16(4):826 - 838.

[12] Wang Z Y, Gu D B. A local sensor based leader-follower flocking system [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena, CA, 2008 :3790 - 3795.

[13] 程磊,俞辉,王永骥,等. 融合路径跟踪模式的多移动机器人有序化群集运动控制 [J]. 机器人,2006,28(2):97 - 102.
 CHENG Lei, YU Hui, WANG Yongyi, et al. Multiple mobile robot sequential flocking control integrating Path tracking mode[J]. Robot, 2006, 28(2):97 - 102. (in Chinese)

[14] 杨春成,张清浦,田向春,等. 顾及几何形状相似性的简单多边形最近距离计算方法[J]. 测绘学报, 2004, 32(4): 311 - 318.
 YANG Chuncheng, ZHANG Qingpu, TIAN Xiangchun, et al. A closest distance computation method for simple polygons considering geometry shape similarity[J]. ACTA Geodaetica, 2004, 32(4): 311 - 318. (in Chinese)