

doi: 10.7690/bgzdh.2020.07.009

基于多领导者的群体控制避障算法

吴尚烨¹, 田宝国²

(1. 海军航空大学岸防兵学院研究生大队, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空大学基础学院, 山东 烟台 264001)

摘要: 为解决传统蜂拥控制算法改变拓扑或者群体宏观形状需要克服智能体间吸引力的问题, 设计群体拓扑结构易于改变的多智能体集群运动避障算法。基于包含控制协议与人工排斥势能函数, 通过理论分析证明算法的稳定性, 并在 Matlab 环境下进行群体避障仿真实验。结果表明: 该算法能够顺利通过由障碍物构成的狭窄通道, 具有良好的群体队形可塑性。

关键词: 多智能体; 包含控制; 避障

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Multi-agent Control Obstacle Avoidance Algorithm Based on Multi-leader

Wu Shangye¹, Tian Baoguo²

(1. Brigade of Postgraduate, College of Shore Defense, Navy Aviation University, Yantai 264001, China;

2. College of Basic Theories, Navy Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at the problem that traditional swarm control algorithms need to overcome the attraction between agents to change the topology or the macro-shape of swarm, design a multi-agent obstacle avoidance algorithm for the topology change structure. Based on containment control protocol and exclusion potential function, the stability of the algorithm is proved by theoretical analysis and carry out multi-agent obstacle avoidance algorithm under Matlab environment. Results show that the plasticity of group formation when agents pass through a narrow channel composed of obstacles.

Keywords: multi-agent; containment control; obstacle avoidance

0 引言

当前多种具有简单智能及运动能力的机器相继问世, 如无人机、无人车、仿生鱼等。类比于自然界的鸟群、鱼群等自然形成的群体, 由多机器类似与自然群体合作完成任务的问题逐步成为研究的热点。群体特性及在复杂环境中运动和避障原理是其基础的研究领域, 对群体机器人协作有重要应用意义。典型的群体控制模型根据由 Reynolds^[1]提出群体运动三原则, 即分离、聚集、速度一致原则, 通过仿真实验模仿出鸟群运动效果。文献[2]将多智能体系统中每个个体探测的区域由近到远分为排斥、对齐和吸引区域对应群体运动的三原则。文献[3]引入对环境有感知能力的信息智能体, 当信息智能体数量足够大时将引导群体的运动方向。经典的人工势场群体运动控制算法由文献[4]提出, 通过势能函数控制智能体之间的距离, 并结合一致性算法使多智能体系统具有群体特性, 另外引入由障碍物产生的 β 智能体, 在 β 智能体的影响下, 群体能够有效避开凸形障碍物。除了依靠势场函数以外, 其他学者通过设计虚拟轨迹或者特殊规则来引导智能体避

障。文献[5]基于流函数在障碍物周围计算出流线。流线本身被视为智能体的参考轨迹, 在每一时刻, 流线上的点可被视为虚拟领航者, 引导对应的智能体安全绕过障碍。文献[6]利用极限环方法避障使得群体能够平滑地绕过障碍物, 克服传统人工势场法避障的局部最小问题。文献[7]提出一种基于非完整移动机器人的群体运动算法, 使智能体改变运动方向交角度有限的情况下有效避障。文献[8]设计一种可缩放智能体之间期望距离, 从而缩放群体整体尺寸的算法, 使群体在通过狭窄通道时, 能根据通道大小调节尺寸通过障碍。

群体之间个体存在差异性, 如白蚁、蜜蜂等群体中有不同种类的个体。人工设计的群体同样存在差异, 如飞机护航, 就是让作战性能较好的战斗机将运输机、侦察机等其他飞机保护在战斗机包围的飞行区内, 同理, 亚丁湾护航编队、航母编队也有类似的航行要求。同时多智能体系统的研究从早期的智能体之间平等的关系, 发展到多领导者和动态领导者的相关控制算法。文献[9]最早提出了包含控制的研究问题, 讨论了多个跟随者在多个领导者包

收稿日期: 2020-03-29; 修回日期: 2020-04-24

作者简介: 吴尚烨(1995—), 男, 湖北人, 硕士, 从事复杂系统的建模、分析与仿真研究。E-mail: 926387116@qq.com。

围的空间中运动的问题。文献[10]研究了固定拓扑的包含控制。文献[11]讨论了动态拓扑的包含控制问题。文献[12]讨论双积分动力系统的包含控制问题。文献[13]讨论了异构智能体系统的包含控制问题。文献[14-15]研究了在通信噪声条件下以及通信时延条件下的包含控制问题。

由前人工作可知：传统多智能体集群控制的算法大多基于每个智能体之间都有排斥力和吸引力，其对应的势能函数能较好地使每个智能体保持相对距离，同时保持群体聚集特点，但由于每个智能体之间存在吸引力，当群体之间的拓扑结构需要随环境改变时，需要更大的外力克服智能体之间的相对势能之后才能形成新的拓扑解结构。虽然文献[8]通过改变智能体之间的期望距离来实现狭窄通道的避障通行能力，但实际避障过程中，智能体之间的期望距离一般不能随意变得过小。另外，关于具有群体运动特性的多智能体系统包含控制研究较少，笔者尝试基于多领导者的包含控制算法，设计跟随者智能体之间拓扑结构容易发生改变的群体控制算法，通过理论分析算法的稳定性，并仿真群体通过狭窄障碍时的避障情况，验证算法的有效性。

1 问题描述

在 p 维平面上，考虑 $m+n$ 个智能体，其中领导者智能体为 m 个，跟随者智能体为 n 个。在智能体系统中，为方便记录，给领导者智能体的编号为 $1 \sim m$ ，跟随者智能体的编号为 $m+1 \sim m+n$ ，因为领导者和智能体都是运动的，其 2 阶系统状态的模型描述为：

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_i &= v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) &= \begin{cases} u_{ri}(t), & i=1,2,\dots,m \\ u_{fi}(t), & i=1+m,\dots,m+n \end{cases} \end{aligned} \right\}. \quad (1)$$

上述模型中： $x_i(t) \in R^p$ 是第 i 个智能体在时刻 t 的位置矢量； $v_i(t) \in R^p$ 是第 i 个智能体在时刻 t 的速度矢量； $u_{ri}(t) \in R^p$ 和 $u_{fi}(t) \in R^p$ 分别为第 i 个领导者智能体的控制协议和第 i 个跟随者智能体的控制协议。

令每个智能体的探测半径为 r ，定义第 i 个智能体在时刻 t 探测到其余智能体的集合为：

$$N_i(t) = \{j \mid \|x_i(t) - x_j(t)\| \leq r, j \neq i\}. \quad (2)$$

根据文献[4]，引入由障碍物产生的 β 智能体，每个智能体和每个障碍物之间都对应一个 β 智能体， β 智能体位置可表述为：

$$\hat{x}_{i,k}(t) = \arg \min_{x \in o_k} \|x - x_i(t)\|. \quad (3)$$

对应探测到的障碍智能体集合为：

$$N_i^\beta(t) = \{k \mid \|\hat{x}_{i,k}(t) - x_j(t)\| \leq r', k \in N_o\}. \quad (4)$$

其中： N_o 为障碍智能体个数； r' 为智能体探测到 β 智能体的最远距离。

设计智能体之间的距离范数为：

$$\|z\|_\sigma = \left[\sqrt{1 + \varepsilon \|z\|^2} - 1 \right] / \varepsilon. \quad (5)$$

其中参数 $\varepsilon > 0$ 。

考虑到减小智能体之间的吸引力使群体整体的形状更易改变，笔者只考虑智能体之间的排斥力，仅通过多领导者对跟随者的包含控制来实现群体的聚集性。根据文献[4]，设计智能体之间的排斥函数为：

$$\phi(z) = \rho_h(z/d_f)(\sigma_1(z-d_f)-1). \quad (6)$$

其中， $\sigma_1(z) = z / \sqrt{1 + \|z\|^2}$ ， $d_f = \|d\|_\sigma$ ， $\rho_h(z)$ 为如下形式：

$$\rho_h(z) = \begin{cases} 1, & z \in [0, h) \\ \left[\frac{1 + \cos(\pi(z-h)/(1-h))}{2} \right], & z \in [h, 1] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

由上述可知， d 为智能体之间排斥力最大作用距离，且 $d \leq r$ ，当智能体之间的距离大于 d 时，智能体之间的作用力为零。

并可定义智能体之间的排斥势能为：

$$\Psi(z) = \int_{d_f}^z \phi(s) ds \geq 0. \quad (8)$$

2 控制算法

笔者定义的 2 类智能体中，领导者的状态信息能被其他领导者和智能体探测到，但领导者本身只需探测其余邻居智能体的状态信息和障碍物 β 智能体的状态信息。跟随者智能体能接收到所有领导者的状态信息并探测到在其邻居智能体集合 $N_i(t)$ 的智能体及 β 智能体的信息。具体控制算法如下。

2.1 跟随智能体的控制输入

$$u_{fi}(t) = u_{fi}^\beta(t) + u_{fi}^{fr}(t) + u_{fi}^r(t), \quad i = m+1, \dots, m+n. \quad (9)$$

$u_{fi}^\beta(t)$, $u_{fi}^{fr}(t)$, $u_{fi}^r(t)$ 分别定义为：

$$u_{fi}^\beta(t) = -c_1^f \sum_{k \in N_i^\beta(t)} \nabla_{x_i(t)} \Psi(\|\hat{x}_{i,k}(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (10)$$

$$u_{fi}^{fr}(t) = -c_2^f \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{x_i(t)} \Psi(\|x_j(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (11)$$

$$u_{fi}^r(t) = \sum_{j=1}^m \left(c_3^f (x_j(t) - x_i(t)) + c_4^f (v_j(t) - v_i(t)) \right). \quad (12)$$

其中：参数 c_1^f 、 c_2^f 、 c_3^f 、 c_4^f 为大于零的常数。第 1 项 $u_{ii}^\beta(t)$ 代表第 i 个跟随者智能体受到的排斥力；第 2 项 $u_{ii}^r(t)$ 代表该智能体系统为避免于探测范围内的其他智能体碰撞而计算出应该受到的避碰排斥力；第 3 项 $u_{ii}^d(t)$ 为该智能体根据领导者的状态执行的包含控制协议，使其最终能保持在领导者构成的几何形状内。

2.2 领导者智能体的控制输入

$$u_{ii}(t) = u_{ii}^\beta(t) + u_{ii}^r(t) + u_{ii}^d(t) + u_{ii}^o(t), \quad i=1,2,\dots,m. \quad (13)$$

$u_{ii}^\beta(t)$, $u_{ii}^r(t)$, $u_{ii}^d(t)$, $u_{ii}^o(t)$ 分别定义如下：

$$u_{ii}^\beta(t) = -c_1^r \sum_{k \in N_i^f(t)} \nabla_{x_i(t)} \Psi(\|\hat{x}_{i,k}(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (14)$$

$$u_{ii}^r(t) = -c_2^r \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{x_i(t)} \Psi(\|x_j(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (15)$$

$$u_{ii}^d(t) = c_3^r \left(\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j(t) + p_i - x_i(t) \right); \quad (16)$$

$$u_{ii}^o(t) = c_4^r (v_o(t) - v_i(t)). \quad (17)$$

其中：参数 c_1^r 、 c_2^r 、 c_3^r 、 c_4^r 为大于零的常数；第 1 项 $u_{ii}^\beta(t)$ 为第 i 个领导者智能体受到的排斥力；第 2 项 $u_{ii}^r(t)$ 为该领导者与其它领导者智能体之间的排斥力；第 3 项 $u_{ii}^d(t)$ 为领导者在群体系统最终稳定时为保持期望队形而需要的作用力，其中 p_i 为期望相对位置向量， $\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j(t)$ 为所有领导者此时的重心位置坐标；第 4 项 $u_{ii}^o(t)$ 为智能体的一致性算法项，使领导者在稳定时朝预定的速度方向运动，其中 $v_o(t)$ 为预定运动速度方向，且 $v_o(t)$ 为常量。

3 理论分析

对于整个多智能体系统来说，跟随者智能体能量包含与其邻居之间的排斥势能、与障碍物之间的排斥势能、与领导者重心点的相对位置势能、与参考速度的相对动能，同理，领导者智能体包含与邻居、障碍物之间的排斥势能、与期望位置之间的位置势能及与参考速度的相对动能，由于领导者以 $v_o(t)$ 作为最终运动方向，以所有领导者的重心作为期望位置的参考坐标，可定义一个虚拟参考点 $x_o(t)$ ，其中 $x_o(t) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j(t)$ 。该参考点的速度为

$v_o(t)$ ，具体可根据此参考点和能量关系得到李亚普洛夫能量函数如下：

$$Q(t) = \sum_{i=m+1}^{m+n} \left[\frac{U_i^{f_0} + U_i^f}{2} + mc_3^f (x_i(t) - x_o(t))^T (x_i(t) - x_o(t)) + (v_i(t) - v_o(t))^T (v_i(t) - v_o(t)) \right] + \frac{nc_4^f + 1}{c_4^r} \sum_{i=1}^m \left[\frac{U_i^{r_0} + U_i^r}{2} + (x_i(t) - p_i - x_o(t))^T (x_i(t) - p_i - x_o(t)) + (v_i(t) - v_o(t))^T (v_i(t) - v_o(t)) \right]. \quad (18)$$

其中：

$$U_i^{f_0} = c_1^f \sum_{k \in N_i^f(t)} \Psi(\|\hat{x}_{i,k}(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (19)$$

$$U_i^f = c_2^f \sum_{j \in N_i(t)} \Psi(\|x_j(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (20)$$

$$U_i^{r_0} = c_1^r \sum_{k \in N_i^f(t)} \Psi(\|\hat{x}_{i,k}(t) - x_i(t)\|_\sigma); \quad (21)$$

$$U_i^r = c_2^r \sum_{j \in N_i(t)} \Psi(\|x_j(t) - x_i(t)\|_\sigma). \quad (22)$$

在群体绕过障碍，或者没有遇到障碍时， $U_i^{f_0} = 0$ ， $U_i^{r_0} = 0$ ， $u_{ii}^\beta(t) = 0$ ， $u_{ii}^o(t) = 0$ 。

此时控制输入为：

$$u_{ii}(t) = u_{ii}^{f_r}(t) + u_{ii}^r(t), \quad i = m+1, \dots, m+n; \quad (23)$$

$$u_{ii}(t) = u_{ii}^r(t) + u_{ii}^d(t) + u_{ii}^o(t), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (24)$$

对于满足上述运动方程的智能体组成系统，在没有遇到障碍物且系统能量有限 $Q(t_0) = C_0$ 的情况下，对 t_0 时刻以后的系统有以下结论：

1) 跟随者智能体与所有领导者智能体重心点之间的距离不会超过 $\sqrt{2Q(t_0)/mc_3^f}$ ，领导者与对

期望位置之间的距离不会超过 $\sqrt{\frac{2c_4^r}{c_3^r(nc_4^f + 1)}Q(t_0)}$ 。

2) 系统中所有跟随者智能体和领导者智能体的速度将逐渐收敛到同一速度值。

证明：

令

$$\left. \begin{aligned} \tilde{x}_i(t) &= x_i(t) - x_o(t) \\ \tilde{v}_i(t) &= v_i(t) - v_o(t) \end{aligned} \right\}. \quad (25)$$

此时系统能量函数为：

$$Q(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=m+1}^{m+n} [U_i^f + mc_3^f \tilde{x}_i(t)^T \tilde{x}_i(t) + \tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)] + \frac{nc_4^f + 1}{2c_4^r} \sum_{i=1}^m [U_i^r + c_3^r (\tilde{x}_i(t) + p_i)^T (\tilde{x}_i(t) + p_i) + \tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)]; \quad (26)$$

$$U_i^f = c_2^f \sum_{j \in N_i^f} \Psi(\|\tilde{x}_j(t) - \tilde{x}_i(t)\|_\sigma); \quad (27)$$

$$U_i^r = c_2^r \sum_{j \in N_i^r(t)} \Psi(\|\tilde{x}_j(t) - \tilde{x}_i(t)\|_\sigma). \quad (28)$$

对系统进行稳定性分析。

上式对时间求导可得：

$$\dot{Q}(t) = \sum_{i=m+1}^{m+n} \tilde{v}_i(t) \left[\begin{array}{c} c_2^f \sum_{j \in N_i^f} \nabla_{\tilde{x}_i(t)} \Psi(\|\tilde{x}_j(t) - \tilde{x}_i(t)\|_\sigma) + \\ mc_3^f (x_i(t) - x_0(t)) + \\ u_{\tilde{v}_i}(t) \end{array} \right] + \frac{nc_4^f + 1}{c_4^r} \sum_{i=1}^m \tilde{v}_i(t) \left[\begin{array}{c} c_2^f \sum_{j \in N_i^r(t)} \nabla_{\tilde{x}_i(t)} \Psi(\|\tilde{x}_j(t) - \tilde{x}_i(t)\|_\sigma) + \\ c_3^r (x_i(t) + p_i - x_0(t)) + \\ u_{\tilde{v}_i}(t) \end{array} \right]; \quad (29)$$

$$\dot{Q}(t) = c_4^f \sum_{i=m+1}^{m+n} \left[\tilde{v}_i(t)^T \left(\sum_{j=1}^m (v_j(t) - v_i(t)) \right) \right] - (nc_4^f + 1) \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)); \quad (30)$$

$$\dot{Q}(t) = c_4^f \sum_{i=m+1}^{m+n} \left[\tilde{v}_i(t)^T \left(\sum_{j=1}^m (v_0(t) - v_i(t) + v_j(t) - v_0(t)) \right) \right] - (nc_4^f + 1) \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)); \quad (31)$$

$$\dot{Q}(t) = c_4^f \sum_{i=m+1}^{m+n} \left[-\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t) \right] + c_4^f \sum_{i=m+1}^{m+n} \left(\sum_{j=1}^m \tilde{v}_i(t)^T (v_j(t) - v_0(t)) \right) - (nc_4^f + 1) \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)); \quad (32)$$

$$\dot{Q}(t) \leq c_4^f m \sum_{i=m+1}^{m+n} (-\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)) + c_4^f m \sum_{i=m+1}^{m+n} \left(\frac{1}{2} \tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t) \right) + nc_4^f \sum_{j=1}^m \left(\frac{1}{2} \tilde{v}_j(t)^T \tilde{v}_j(t) \right) - (nc_4^f + 1) \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)); \quad (33)$$

$$\dot{Q}(t) \leq -\frac{1}{2} c_4^f m \sum_{i=m+1}^{m+n} (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)) - \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)). \quad (34)$$

由于

$$c_4^f m \sum_{i=m+1}^{m+n} (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)) \geq 0; \quad \sum_{i=1}^m (\tilde{v}_i(t)^T \tilde{v}_i(t)) \geq 0.$$

因此， $\dot{Q}(t) \leq 0$ ，且函数 $Q(t)$ 为随时间单调递减函数，可令 t_0 为系统的初始时刻成立。初始状态时，系统函数值为 $Q(t_0)$ 。

由式(26)知：

$$\frac{mc_3^f}{2} \tilde{x}_i(t)^T \tilde{x}_i(t) \leq Q(t) \leq Q(t_0). \quad (35)$$

其中 $i = m+1, m+2, \dots, m+n$ 。

$$c_3^r \frac{nc_4^f + 1}{2c_4^r} \|x_i(t) - p_i - x_0(t)\|_2^2 \leq Q(t) \leq Q(t_0). \quad (36)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

整理可得：

$$\|x_i - x_0\| \leq \sqrt{\frac{2}{mc_3^f} Q(t_0)}; \quad (37)$$

$$\|x_i(t) - p_i - x_0(t)\| \leq \sqrt{\frac{2c_4^r}{c_3^r (nc_4^f + 1)} Q(t_0)}. \quad (38)$$

即跟随者智能体与多个领导者智能体的重心距离不超过 $\sqrt{\frac{2}{mc_3^f} Q(t_0)}$ 。

领导者智能体距离期望位置的距离不超过

$$\sqrt{\frac{2c_4^r}{c_3^r (nc_4^f + 1)} Q(t_0)}, \quad \text{结论(1)得证。}$$

类似可整理得到：

$$\|v_i(t) - v_0(t)\| \leq \sqrt{2Q(t_0)}; \quad (39)$$

$$\|v_i(t) - v_0(t)\| \leq \sqrt{2c_4^r Q(t_0) / (nc_4^f + 1)}. \quad (40)$$

令：

$$x(t) = \text{col}(\tilde{x}_1(t), \tilde{x}_2(t), \dots, \tilde{x}_{m+n}(t))^T;$$

$$v(t) = \text{col}(\tilde{v}_1(t), \tilde{v}_2(t), \dots, \tilde{v}_{m+n}(t))^T.$$

当 $t > t_0$ 时， $Q(t) \leq Q(t_0)$ 且 $\dot{Q}(t) \leq 0$ 。

所以集合

$$\Omega = \{(x(t), v(t)) | Q(x(t), v(t)) \leq Q(t_0)\} \quad (41)$$

为正不变紧集。

由于其最大不变集为

$$S = \{(x(t), v(t)) | \dot{Q}_f(x(t), v(t)) = 0\}. \quad (42)$$

由 LaSalle 不变集理论^[15]，从不变集 Ω 开始的轨迹都将收敛到其最大不变集 S 。

当 $\dot{Q}_f(x(t), v(t)) = 0$ 时，

$$v_1(t) = v_2(t) \cdots v_N(t) = v_r(t)。$$

因此，结论(2)成立。

4 仿真验证

为测试算法的具体效果，在 Matlab 环境下使用该算法进行群体避障仿真。在 2 维平面上对 34 个智能体进行模拟实验，其中群体中领导者的个数为 $m=4$ ，跟随者智能体的个数为 $n=30$ ，并以 1 m 为单位长度。为增强普遍性，初始时除领导者外，跟随者智能体随机分布在 $[-40,40] \times [-40,40]$ 的空间内，初始速度随机分布在 $[-0.5\|v_0\|, 0.5\|v_0\|] \times [-0.5\|v_0\|, 0.5\|v_0\|]$ 区间内，令 $\|v_0\|=10 \text{ m/s}$ ，且 $v_0=[10,0]$ 。

智能体之间探测半径和探测障碍物范围半径相等，即 $r=r'=5$ ，每对智能体之间排斥力开始作用的最大距离为 $d=4$ ， σ 范数中 $\varepsilon=0.3$ ，函数 $\rho_h(z)$ 中 $h=0.9$ 。考虑到系统内作用力大小跟系统整体参考速度 v_r 有关，所以设计各智能体控制输入的参数分别为：

$$c_1^f = 8\|v_0\|; c_2^f = \|v_0\|; c_3^f = 0.01\|v_0\|; c_4^f = 0.01\|v_0\|;$$

$$c_1^r = 15\|v_0\|; c_2^r = \|v_0\|; c_3^r = 0.5\|v_0\|; c_4^r = 1.5\|v_0\|。$$

另外，领导者的相对位置期望向量分别为：

$$p_1 = [-20, -20], \quad p_2 = [20, -20], \quad p_3 = [10, 20],$$

$$p_4 = [-20, 20]。$$

设置由 4 个圆形障碍物构成的狭窄通道，其圆心位置分别为 $[80,17.5]$ ， $[80,-12.5]$ ， $[100,12.5]$ ， $[100,-12.5]$ ，半径为 13.5。

以下是算法仿真 2 000 步的结果，其中一步为 0.01 s。图 1 为群体初始状态时，各个智能体的位置和速度方向，其中箭头长短表示速度大小。图 2 为群体避障以后最终到达稳定状态时各智能体的位置分布和运动方向。由图 1、图 2 可知：在该控制算法下，跟随者智能体最终在 4 个领导者围成的空间中运动。

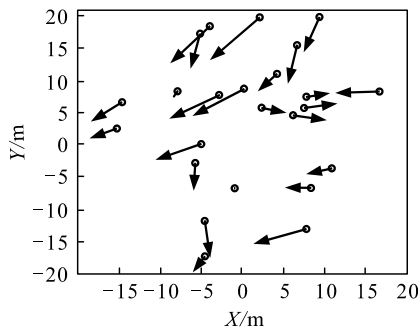


图 1 初始状态

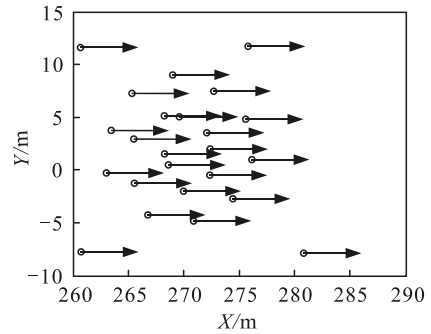


图 2 最终状态

图 3 为群体的运动轨迹。由图可知：群体能顺利经过狭窄的通道，实现有效的避障功能。图 4 为群体经过由障碍物构成的狭窄通道时群体各智能体的位置分布。由图可知：该控制算法使群体形状具有良好的形状可塑性，能够根据障碍灵活改变群体队形。

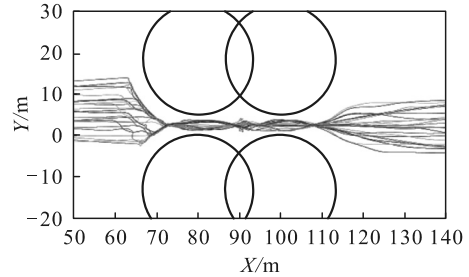


图 3 避障轨迹

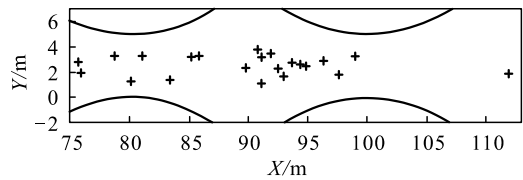


图 4 避障过程

图 5、图 6 为群体中各智能体在 X 轴和 Y 轴上的速度分量。由图可知：避障过程中速度变化较为剧烈，在群体通过障碍后，群体速度逐渐趋于一致，群体逐渐达到稳定状态，这与之前理论分析的结果一致。

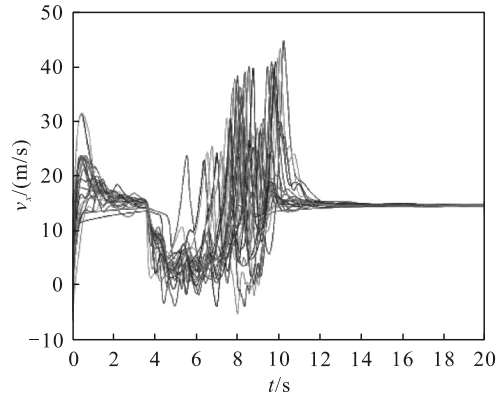


图 5 X 轴方向群体速度变化

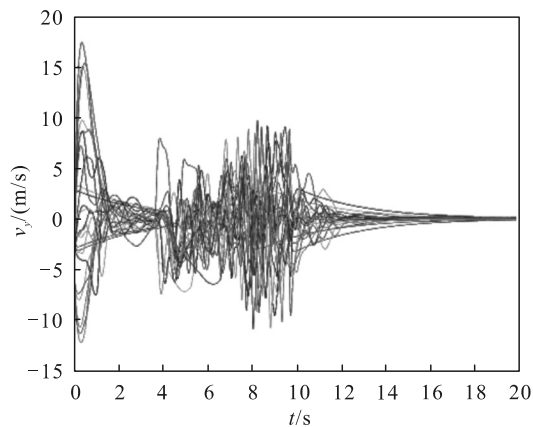


图6 Y轴方向速度变化

5 结束语

笔者通过势能函数产生智能体之间的排斥力实现智能体避碰功能，通过包含控制算法实现群体的群体聚集特性，并使群体运动速度最终趋于一致。根据理论分析证明了该群体的稳定性，并通过群体避障仿真实验验证了群体能够顺利通过由障碍物构成的狭窄通道，且具有良好的群体队形可塑性。

参考文献：

[1] REYNOLDS C W. Flocks, herds, and schools: a distributed behavioral model[C]//ACM, 1987.

[2] COUZIN I D, KRAUSE J, JAMES R, et al. Collective Memory and Spatial Sorting in Animal Groups[J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2002, 218(1): 1-11.

[3] COUZIN I D, KRAUSE J, FRANKS N R, et al. Effective leadership and decision-making in animal groups on the move[J]. *Nature (London)*, 2005, 433(7025): 513-516.

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

[5] WANG Q, FANG H, CHEN J, et al. Flocking with

obstacle avoidance and connectivity maintenance in multi-agent systems[C]//Decision & Control. IEEE, 2013.

[6] 王冬梅, 方华京. 全局未知环境下智能群体群集运动与避障控制[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(9): 1744-1747.

[7] BUROHMAN A M, WIDYOTRIATMO A, JOELIANTO E. Flocking for nonholonomic robots with obstacle avoidance[C]//Electronics Symposium. IEEE, 2017.

[8] LA H M, SHENG W. Flocking Control Algorithms for Multiple Agents in Cluttered and Noisy Environments [C]//Bio-Inspired Self-Organizing Robotic Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[9] JI M, FERRARI-TRECCATE G, EGERSTEDT M, et al. Containment Control in Mobile Networks[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2008, 53(8): 1972-1975.

[10] CAO Y, REN W, EGERSTEDT M, et al. Distributed containment control with multiple stationary or dynamic leaders in fixed and switching directed networks[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1586-1597.

[11] CAO Y, REN W, EGERSTEDT M, et al. Distributed containment control with multiple stationary or dynamic leaders in fixed and switching directed networks[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1586-1597.

[12] CAO Y, STUART D, WEI R, et al. Distributed Containment Control for Multiple Autonomous Vehicles With Double-Integrator Dynamics: Algorithms and Experiments[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(4): 929-938.

[13] ZHENG Y, LONG W. Containment control of heterogeneous multi-agent systems[J]. *International Journal of Control*, 2014, 87(1): 1-8.

[14] LA H M, SHENG W. Flocking Control Algorithms for Multiple Agents in Cluttered and Noisy Environments[M]//Bio-Inspired Self-Organizing Robotic Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[15] KHALIL H K. Nonlinear Systems[Z]. New Jersey: Prentice-Hall, 1996.