

DOI:10.16136/j.joel.2022.05.0571

基于模糊逻辑的智能群体编队移动控制方法

黄庆东*, 杜昭强, 蒋彦渊, 李晓瑞, 曹艺苑

(西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘要:针对群体移动过程中,各个智能体因受力波动较大,而导致群体运动振荡的问题,提出了一种基于分布式人工势场法与模糊控制相结合的控制算法。通过分析群体运动过程中单智能体的受力情况,建立耗散力对移动中振荡进行优化,减小群体移动中的振荡负面影响,提高群体运动的一致性。建立保持力对编队稳定和保持进行优化,提高编队的稳定性。将优化过后的合力作为模糊控制器的输入,通过强化学习适应环境变化,调节参数控制输出,实现群体跟随移动控制。此外,给出了可自动调整大小的多种编队控制生成模型,实现群体编队移动控制。仿真结果表明能稳定、有效控制群体跟随移动,编队移动中能有效避障,可使编队提升移动效率和保持拓扑稳定性。

关键词:模糊控制; 人工势场; 移动控制; 编队

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)05-0543-11

Intelligent group formation movement control method based on fuzzy logic

HUANG Qingdong*, DU Zhaoqiang, JIANG Yanyuan, LI Xiaorui, CAO Yiyuan

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China)

Abstract: Aiming at the problem of large force fluctuations of each agent in the process of group movement, which leads to group movement oscillations, a control algorithm based on the combination of distributed artificial potential field method and fuzzy control is proposed. By analyzing the force of the agents in the process of group movement, establish the dissipation force to optimize the oscillation during the movement, reduce the negative impact of the oscillation during the movement of the group, and improve the consistency of the group movement. Establish retention to optimize the stability and maintenance of the formation, and improve the stability of the formation. Use the optimized resultant force as the input of the fuzzy controller, adapt to environmental changes through intensive learning, adjust the parameters to control the output, and realize the group follow-up movement control. In addition, a variety of formation control generation models that can be automatically adjusted are given to realize group formation movement control. The simulation results show that the group can be stably and effectively controlled to follow the movement, and the formation can effectively avoid obstacles during the movement, which can improve the movement efficiency of the formation and maintain the topological stability.

Key words: fuzzy control; artificial potential field; movement control; formation

1 引言

智能群体是由多个单智能体构成的群体,群体的成员彼此独立,通过信息互动与合作完成任

务^[1]。近些年来,智能群体系统在目标跟踪、未知环境探险和军事行动等方面的实际应用越来越多^[2-4]。

目前,主流的智能群体编队移动控制算法有:

* E-mail: huangqingdong@xupt.edu.cn

收稿日期: 2021-08-13 修订日期: 2021-10-09

基金项目: 陕西省重点创业新链(2020ZDLGY02-06)资助项目

人工势场法^[5,6]、虚拟结构法^[7,8]、和基于行为法^[9,10]等。随着个体数量的增大,传统方法在适应性和稳定性方面的问题越来越明显。近些年来随着智能技术不断发展,如:遗传算法^[11]、模糊控制^[12]、神经网络^[13]等技术被广泛的应用于多智能体编队中。

人工势场法由于广泛的适应性备受青睐。文献[14]通过将群聚规则与势场法结合,实现了无人机群的移动控制。文献[15]针对多个智能体的集聚与运动设计了一种基于人工势场力的控制系统,对机器人沿着预定路径的集体运动进行了研究。文献[16]对群体运动中的各种编队形成做出了研究。文献[17]对于传统人工势场运动效率不高的问题,提出了优化势场力的控制算法,提升了群体运动的效率。现有人工势场编队控制算法在群体稳定性和运动效率上还有较大的提升空间,而模糊控制因其不需要精确的数学模型,鲁棒性强和适应性好,能够与人工势场法互补,既适应广泛场景又能改善传统人工势场效率问题。

本文针对未知环境下智能群体移动控制问题,提出了一种人工势场力与模糊控制^[18]相结合的控制算法。首先对智能体所受人势场力进行优化,使合力紧随趋势变化、降低扰动波动。然后通过模糊控制器,基于强化学习动态适应环境确定控制参数,实现稳定、有效的控制输出。最后,给出多种编队控制生成模型,并通过仿真实验对于群体移动、避障、编队移动的控制效果进行验证。编队移动采用完全分布式控制方式,根据环境个体自主进行学习和控制调节。仿真结果表明,运动效率和拓扑稳定性都得到了提高。

2 群体运动控制模型

人工势场力是控制群体移动跟随的有效方式,并被普遍接受。人工势场力包括吸引力、排斥力等。吸引力的作用是群体汇聚,排斥力用于避免碰撞。受库仑定律启发文献[16]给出排斥力模型,通过引力和斥力能够实现初步的群体跟随移动控制。本文根据距离参数给出不同于文献[16]形式引力和斥力,便于后续模糊逻辑控制。

2.1 吸引力

吸引力作用于参考点受力范围内的智能体,吸引力的大小表示为:

$$|\mathbf{F}_a| = K_a \cdot d, \quad (1)$$

式中, K_a 为引力增益系数,取 $K_a=1$, d 为智能体与参考点之间的距离,吸引力方向为智能体指向参考点。

2.2 排斥力

排斥力 $\mathbf{F}_r$ 分为智能体与障碍物之间的斥力和智能体间相互的斥力。智能体与障碍物的斥力分为位置斥力和速度斥力,当障碍物为固定障碍物时,只需考虑位置斥力,当障碍物为动态障碍物时,为了更好避障,加入速度斥力。

位置斥力的大小表示为:

$$|\mathbf{F}_a| = K_f \cdot \left(\frac{1}{d_0} - \frac{1}{R_c}\right) \cdot \frac{1}{d_0^2}, \quad (2)$$

式中, d_0 为智能体与障碍物间的距离, R_c 为智能体的通信距离, K_f 为位置斥力增益系数,取值为 1×10^8 。位置斥力由障碍物指向智能体。

对于动态障碍物,仿照胡克定律建立速度斥力表示为:

$$|\mathbf{F}_v| = \frac{k_v \cdot v_{mi}}{d_0} \cdot \cos\theta, \quad (3)$$

式中, k_v 为速度斥力增益系数,取值为 1×10^2 , v_{mi} 为智能体与障碍物的相对速度大小, θ 是障碍物与智能体的相对速度向量及相对位置向量间夹角。速度斥力的方向与位置向量垂直且远离相对速度向量的方向。

当智能体A与B的距离小于期望距离 R_d 时,A与B之间的斥力相互作用,大小表示为:

$$|\mathbf{F}_{ab}| = K_f \cdot \left(\frac{1}{d_{ab}} - \frac{1}{R_d}\right) \cdot \frac{1}{d_{ab}^2}, \quad (4)$$

式中, d_{ab} 为A与B之间的距离。A对B斥力由A指向B。同理,B对A斥力由B指向A。

智能体的斥力合力表示为:

$$\mathbf{F}_r = \mathbf{F}_v + \mathbf{F}_p + \mathbf{F}_{ab}. \quad (5)$$

2.3 智能体运动模型

智能群体在惯性坐标系 XOY 中,对于智能体 i ,用 $\mathbf{p}_i = [x_i, y_i, \theta_i]^T$ 表示其位置信息,其中 $[x_i, y_i]$ 表示坐标, θ_i 表示智能体的运动方向与 X 轴夹角(方向角), $[\cdot]^T$ 为转置运算。智能体的控制输出为 $\mathbf{u}_i = [v, \omega]^T$,其中 v 为线速度, ω 为角速度。则智能体的运动方程可以表示为^[7]:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & 0 \\ \sin\theta_i & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中, $\dot{x}$ 为智能体 i 的 X 轴坐标运动更新, $\dot{y}$ 为 Y 轴坐标运动更新, $\dot{\theta}_i$ 为角速度运动更新。

3 编队控制

受胡克定律的启发,文献[16]定义了编队力模型,实现群体编队控制。本文根据距离参数给出不同于文献[16]的编队力模型,方便后续模糊控制使用。当群体需要编队移动时,须在群体运动控制受

力基础上,添加编队力,实现初步的群体编队移动控制。不同于文献[16]中三角形和矩形的格子编队各智能体只位于各类格子顶点位置,多个格子衔接构成队形。而本文构成的三角和菱形编队,智能体均匀布局于单个队形结构边界上,适合于边界外围防御警戒。

不同编队力模型控制智能群体构成不同拓扑形状,形状的大小由队形参数 r 控制。 r 受智能体个数 n 和智能体间期望距离 R_d 的影响。编队形成过程中,将参考点设为 O ,编队力示意图如图 1 所示。

1) 圆形:如图 1(a)所示,4 个智能体 A、B、C、D,参考点为圆心 O ,智能体间期望距离 R_d ,队形参数 r 为圆的半径,其表示为:

$$r \triangleq \frac{R_d}{2\pi} \cdot n, \quad (7)$$

式中, $\triangleq$ 表示定义取值。

圆形编队力的大小表示为:

$$|\mathbf{F}_f| = \begin{cases} K_f \cdot \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{r}\right) \cdot \frac{1}{d}, & d < r \\ K_f \cdot (d - r), & d \geq r \end{cases}, \quad (8)$$

式中, d 为智能体到参考点 O 的距离。当 $d < r$ 时,方向为参考点指向智能体,当 $d \geq r$ 时,方向由智能体指向参考点。

2) 直线:如图 1(b)所示,参考点为 O 位于直线编队的中点, r 为参考点到右端或左端的距离,其大小表示为:

$$r = \frac{R_d}{2} \cdot (n - 1). \quad (9)$$

P 为智能体 A 在直线编队上的投影点, α 为 OA 与 OP 的夹角。设 AP 长度为 d_v , OP 长度为 d_p 。当 $d_p > r$ 时,智能体位于编队范围以外,此时无编队力,仅受参考点引力 $\mathbf{F}_a$ 的作用。当 $d_p < r$ 时,在编队范

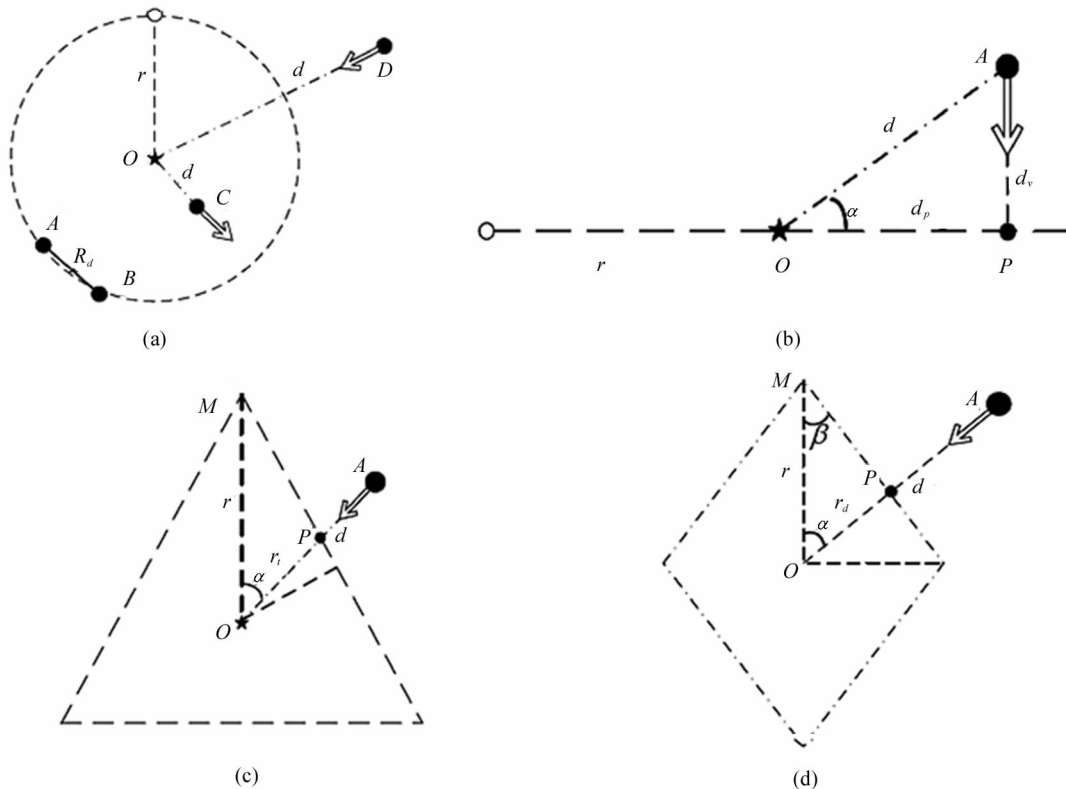


图 1 编队力示意图:(a) 圆形; (b) 直线; (c) 三角形; (d) 菱形

Fig. 1 Schematic diagram of formation force: (a) Ring; (b) Straight line; (c) Triangle; (d) Diamond

围内,受到编队力 $\mathbf{F}_f$ 作用。编队力的大小表示为:

$$|\mathbf{F}_f| = K_f \cdot d_v, d_p < r, \quad (10)$$

方向由智能体指向 P 。

3) 正三角形:如图 1(c)所示,参考点 O 位于三角形重心。 P 为 OA 与编队边界的交点, α 为 OP 与最近顶点 M 所构成线段 OM 的夹角。 r 为顶点 M 到

参考点 O 的距离,其大小表示为:

$$r \triangleq \frac{\sqrt{3}}{9} \cdot R_d \cdot n. \quad (11)$$

正三角形的编队力的大小表示为:

$$|\mathbf{F}_f| = \begin{cases} K_f \cdot \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{r_t}\right) \cdot \frac{1}{d}, & d < r_t \\ K_f \cdot (d - r_t), & d \geq r_t \end{cases}, \quad (12)$$

式中, 根据三角形边角关系可推出 $r_i = \frac{r}{\cos\alpha + \sqrt{3}\sin\alpha}$, 表示参考点 O 到交点 P 的距离。当 $d < r_i$ 时, 编队力方向由 O 指向智能体。当 $d \geq r_i$ 时, 编队力方向由智能体指向 O 。

4) 菱形: 如图 1(d) 所示, 参考点 O 位于菱形重心, P 为 OA 与编队边界的交点。 α 为 OP 与最近上顶点(或下顶点) M 所构成线段的夹角, β 为上顶角的一半。 r 为参考点与上顶点(或下顶点)的距离, 其大小表示为:

$$r \triangleq \frac{R_d}{4} \cdot \cos\alpha \cdot n. \quad (13)$$

编队力的大小表示为:

$$|F_f| = \begin{cases} K_f \cdot \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{r_d}\right) \cdot \frac{1}{d}, & d < r_d \\ K_f \cdot (d - r_d), & d \geq r_d \end{cases}, \quad (14)$$

式中, 根据三角形边角关系可推出 $r_d = \frac{r \cdot \sin\beta}{\sin(\alpha + \beta)}$, 表示参考点 O 到交点 P 的距离。当 $d < r_d$ 时, 编队力方向由 O 指向智能体, 当 $d \geq r_d$ 时, 编队力方向为智能体指向 O 点。

4 基于模糊逻辑的移动控制算法

传统的基于人工势场力的运动控制, 通过引力、斥力和编队力进行, 在群体运动中由于没有考虑个体间的影响, 会出现较严重的振荡, 群体移动控制的趋同性与速度一致性较差。因此需要对受力控制进行优化, 本文采用基于模糊逻辑^[18]的移动控制算法根据环境受力和变化, 自动学习调节控制运动参数, 对于无编队和有编队情况下的群体移动控制进一步优化。

4.1 模糊控制

模糊控制是一种以模糊集理论、模糊语言变量及模糊控制逻辑推理为基础的智能控制方法, 可以实现控制域的模糊划分, 降低控制复杂度同时保持较好控制性能。模糊集^[18]利用隶属函数表征的映射关系进行数值计算。

模糊控制器的核心部分为模糊化分、模糊推理、规则库、解模糊。将数据模糊化分时, 隶属度函数的选取有很多种, 本文采用高斯隶属度函数。在模糊控制中, 规则库的设置和隶属度函数的参数值的设置将会直接影响到控制效果, 而模糊控制的制定原则通常由专业人员凭借自身知识与经验制定, 模糊化的结果是主观和昂贵的。因此, 可以利用一些机器学习算法: 强化学习^[19], 自适应技术^[20], 来更合理

更快速的对控制对象进行模糊化。模糊控制器的最后一步解模糊本文采用加权平均法, 解模糊会利用学习到的经验参数, 通过综合多个输入参数的影响, 最终确定与环境相匹配的控制输出, 实现良好控制。

4.2 势场力优化

智能体受到参考点的引力 F_a 、排斥力 F_r 和编队力 F_f 的作用, 所受合力为:

$$F = F_a + F_r + F_f. \quad (15)$$

影响智能体运动的合力分解如图 2 所示, 设智能体当前运动方向为 v , 所受合力为 F , 夹角为 θ , 将合力以平行于运动方向和垂直于运动方向分解, 则合力会产生平行加速度 a_p 和垂直加速度 a_v 。智能体运动也受到参考点运动方向的影响如图 3 所示,

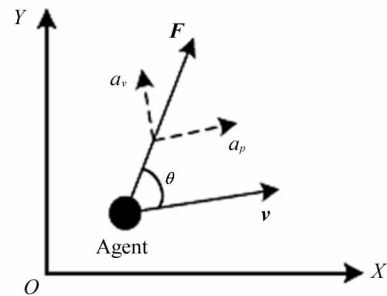


图 2 合力分解

Fig. 2 Combined force decomposition

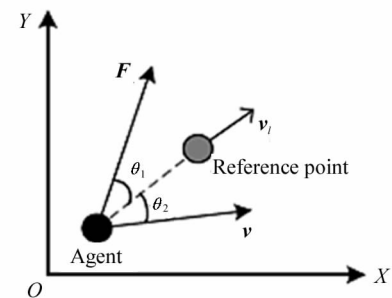


图 3 参考点运动影响

Fig. 3 Reference point motion effects

参考点的运动方向为 v_i , 合力 F 与参考点运动方向的方向角为 θ_1 , 智能体运动方向与参考点运动方向夹角为 θ_2 , 则角度偏差 $\delta = |\theta_1 - \theta_2|$ 。

合力分解后可知, 平行加速度对智能体运动轨迹延续和保持起直接作用, 垂直加速度会影响运动轨迹的改变。因此, 可设计了一种耗散力, 来对导致产生轨迹振荡的势场力进行优化。群体运动要与参考点运动趋于一致, 而参考点运动的变化是导致群体振荡的主要原因, 因此定义耗散力表示为:

$$|\mathbf{F}_d| = K_d \cdot v_l, \quad (16)$$

式中, K_d 为耗散力增益系数, 不同拓扑形状的取值不同, v_l 为领航者的速度大小, 耗散力的方向与垂直加速度 a_v 的方向相反, 以达到抑制智能体在垂直方向上的运动影响, 起到缓冲振荡作用。

此外, 在编队移动中, 在中心位置的虚拟领航者(作为参考点)点移动后, 新势场力会比移动前的原势场力相对于中心的角度更小, 导致智能体在运动过程中逐渐向队伍后部聚集, 造成队伍后部的密度大于队伍前部的密度, 从而产生了“拖尾问题”。

为减轻“拖尾问题”, 加入保持力使智能体具备保持和延续与参考点相同运动趋势的能力, 提前预留运动产生的势场变化, 保持力大小表示为:

$$|\mathbf{F}_k| = K_k \cdot v_l, \quad (17)$$

式中, K_k 为保持力增益系数, 不同编队形状下的取值不同。保持力的方向与领航者的运动方向相同。

此时, 智能体的合力更新为:

$$\mathbf{F} = \mathbf{F}_a + \mathbf{F}_r + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_d + \mathbf{F}_k. \quad (18)$$

4.3 模糊控制器

设置模糊控制器的目的是为了让群体内智能体根据各自位置学习和适应环境变化, 调整控制参数, 使控制输出与实际环境更匹配, 群体运动更高效、稳定。

模糊控制器如图 4 所示, 线速度模糊控制器的输入为 $\mathbf{F}$ 与方向角 θ , 各符号见图 2 中合力分解关系。角速度模糊控制器的输入为 $\mathbf{F}$ 、 $\mathbf{F}$ 与 $\mathbf{v}_l$ 的夹角 θ_1 及 $\mathbf{v}$ 与 $\mathbf{v}_l$ 的夹角 θ_2 , 各符号如图 3 所示。将输入参数进行处理得到线速度与角速度控制器的输入, 经过模糊化分, 模糊计算和解模糊的处理, 得到线速度增量 δ_{v_l} 与角度变化量 δ_φ 。模糊化分, 模糊计算和解模糊的处理, 限于篇幅原因, 相关概念和原理如需进一步了解可参阅文献[18]。Faiya 在文献[18]中利用模糊控制实现了 2 个单车间的追-逃模糊逻辑控制, 追捕者使用两者运动角度差为控制输入, 偏转角作为控制输出。逃跑者以两者距离作为输入, 偏转角作为控制输出。本文利用其控制原理并对其拓

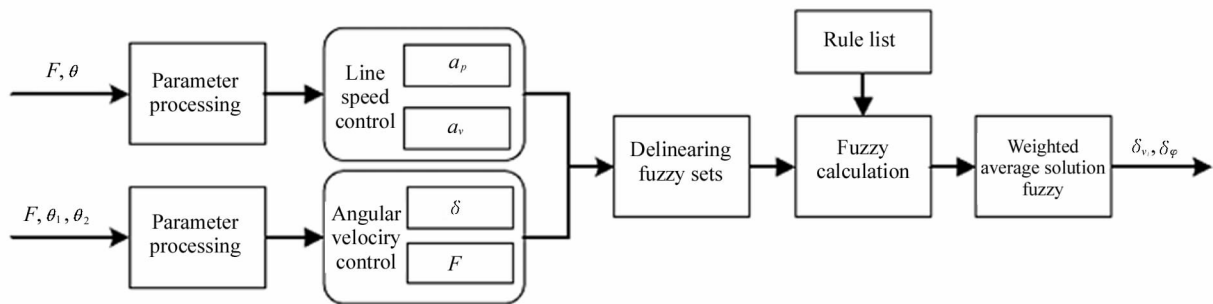


图 4 模糊控制器

Fig. 4 Fuzzy controller

展, 分别采用 2 组输入控制, 共 5 个输入量, 获得 2 组输出控制量, 实现组合模糊逻辑控制。

4.3.1 线速度模糊控制器

将平行加速度 a_p 和垂直加速度 a_v 作为线速度模糊控制器的输入, 其大小表示为:

$$\begin{cases} a_p = |\mathbf{F}| \cdot \cos\theta \\ a_v = |\mathbf{F}| \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (19)$$

设定 a_p 的值域为 $[-5, 5]$, 线性量化到区间 $[-3, 3]$ 中, 划分的语言值为 {负大, 负小, 正大, 正小}, 对应的英文缩略形式为 {NB, NS, PS, PB}。其对应的隶属度函数均为高斯函数, 如图 5(a) 所示。均值 c 分别为 $-3, -1, 1, 3$, 均方差 σ 均为 1。

a_v 的值域为 $[0, 5]$, 线性量化到区间 $[-1, 1]$ 中, 划分的语言值为 {小, 中, 大}, 对应的英文缩略形式为 {S, M, B}。其对应的隶属度函数均为高斯函数,

如图 5(b) 所示。均值 c 分别为 $-1, 0, 1$, 均方差 σ 均为 1。线速度模糊控制器的输出为线速度增量 δ_{v_l} 。线速度模糊规则决策初始化参数表如表 1 所示。

表 1 线速度决策表

Tab. 1 Line speed decision table

Rule	a_p	a_v	δ_{v_l}
1	NB	S	-0.25
2	NB	M	-0.5
3	NB	B	-1
4	NS	S	0
5	NS	M	-0.25
6	NS	B	-0.5
7	PS	S	0
8	PS	M	0.25
9	PS	B	0.25
10	PB	S	0.25
11	PB	M	0.5
12	PB	B	1

此表中输出参数线速度增量 δ_v 对应的值,各智能体会根据环境进行学习调节,获得与自身环境匹配的决策值。

4.3.2 角速度模糊控制器

将角度偏差 δ 和 F 作为角速度模糊控制器的输入,输出为角度变化量 δ_φ 。

设定 δ 的值域为 $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$,线性量化到 $[-3, 3]$ 中,划分的语言值为{负大,负小,正小,正大},对应的英文缩略形式为{NB,NS,PS,PB}。其对应的隶属度函数均为高斯函数,如图 5(a)所示。均值 c 分别为 $-3, -1, 1, 3$,均方差 σ 均为 1。

F 的值域为 $[0, 10]$,线性量化到区间 $[-1, 1]$ 中,划分的语言值为{小,中,大},对应的英文缩略形式为{S,M,B}。其对应的隶属度函数均为高斯函数,如图 5(b)所示。均值 c 分别为 $-1, 0, 1$,均方差 σ 均为 1。角速度模糊规则决策初始化参数表如表 2 所示。此表中输出参数角度变化量 δ_φ 对应的值,各智能体会根据环境进行学习调节,获得与自身环境匹

配的决策值。

表 2 角速度决策表

Tab. 2 Angular velocity decision table

Rule	δ	F	δ_φ
1	NB	S	-0.25
2	NB	M	-0.25
3	NB	B	-0.5
4	NS	S	0
5	NS	M	-0.25
6	NS	B	-0.25
7	PS	S	0
8	PS	M	0.25
9	PS	B	0.25
10	PB	S	0.25
11	PB	M	0.25
12	PB	B	0.5

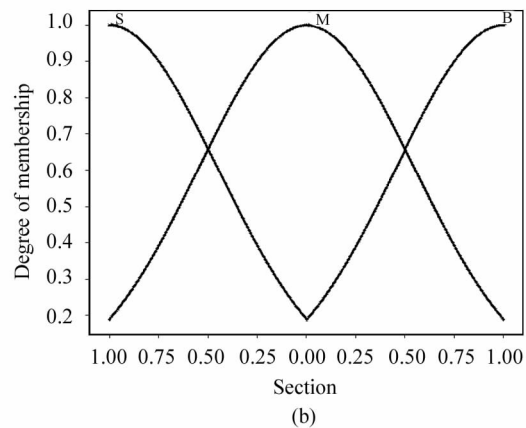
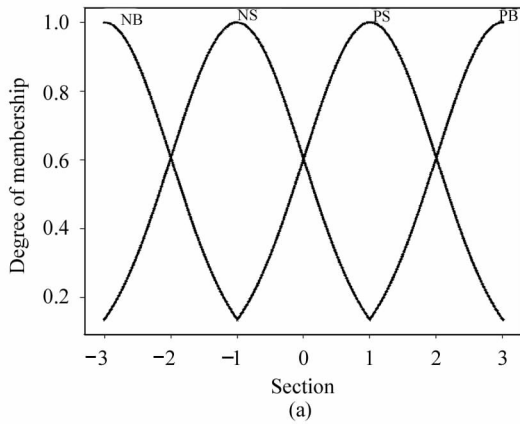


图 5 高斯隶属度函数:(a) a_p 和 δ 的隶属度函数;(b) a_v 和 F 隶属度函数

Fig. 5 Gaussian membership function:(a) Membership function of a_p and δ ;(b) Membership function of a_p and F

5 仿真结果

为了验证本文算法的有效性,本节对所提出的算法进行了仿真验证。仿真基于 python3.6 平台,使用节点表示各智能体。实验参数如表 3 所示。

表 3 实验参数

Tab. 3 Experimental parameter

Parameters	Value
Number of nodes (n)	10—50
Expected distance (R_d)	260 m
Communication distance (R_c)	300 m
Movement speed (v)	15 m/s

5.1 编队的形成

在 $[2500, 3500] \times [2500, 3500]$ 的正方形区域内随机生成 10—50 个节点,将参考点位置设置为 $(3000, 3000)$ 。根据式(8)、式(10)、式(12)、式(14)完成各种编队的形成。编队形成的过程如图 6 所示,在目标区域内随机生成的节点在编队力的作用下逐步形成圆形、三角形、菱形和直线编队。节点之间的连线表示节点处于通信范围内,最后形成拓扑连通的结构。不同编队的保持力与耗散力系数取值表如表 4 所示。

表 4 耗散力和保持力系数表

Tab. 4 Dissipation force and holding force coefficient table

Shape	Dissipative force (K_d)	holding force (K_k)
Round	1.5	0.05
Straight type	1	1
Triangles	2.5	1.6
Diamond	2	1.2

5.2 编队的移动

图 7 和图 8 分别展示了直线轨迹、正弦轨迹路径下各种编队的移动过程。在不同轨迹的路径下,编队都可以按照预定轨迹进行移动且在移动过程中编队的拓扑保持稳定连通。图 9 展示了节点规避障碍物的情况,当路径上存在障碍物时,智能体检测到障碍物的存在从而主动避开障碍物,发生改变后的编队拓扑,在远离障碍物后会逐渐恢复至稳定状态。

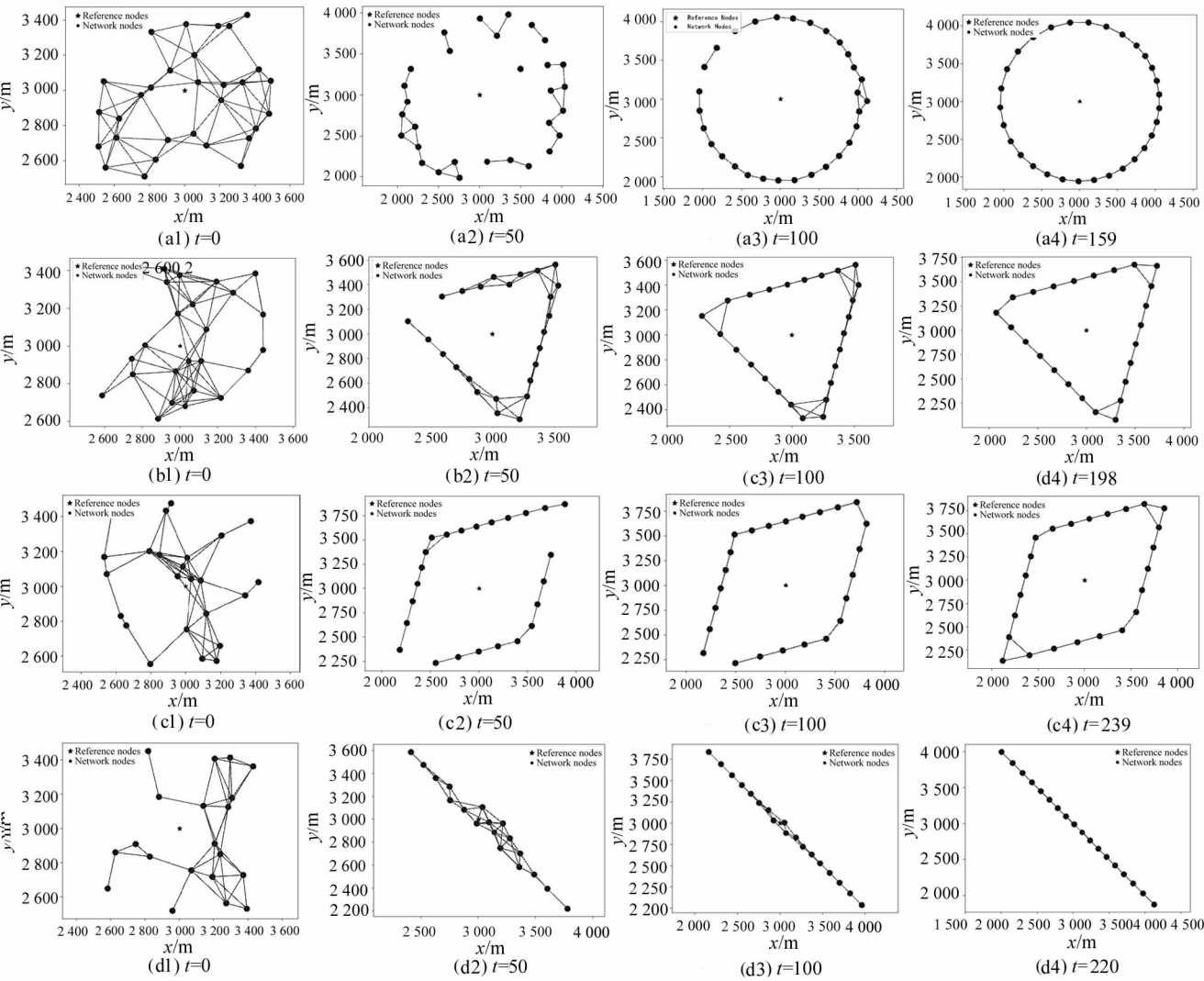
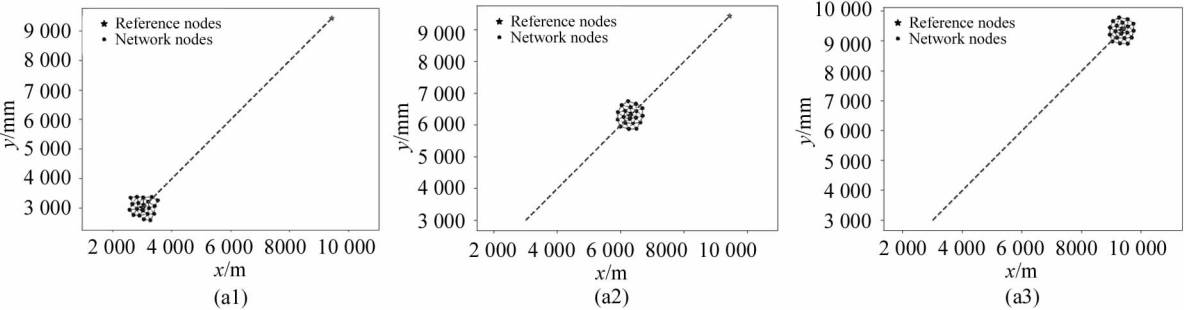


图 6 编队形成:(a1—d4) 圆形; (b1—b4) 三角形; (c1—c4) 菱形; (d1—d4) 直线

Fig. 6 Formation generation process: (a1—d4) Ring; (b1—b4) Triangle; (c1—c4) Diamond; (d1—d4) Straight line



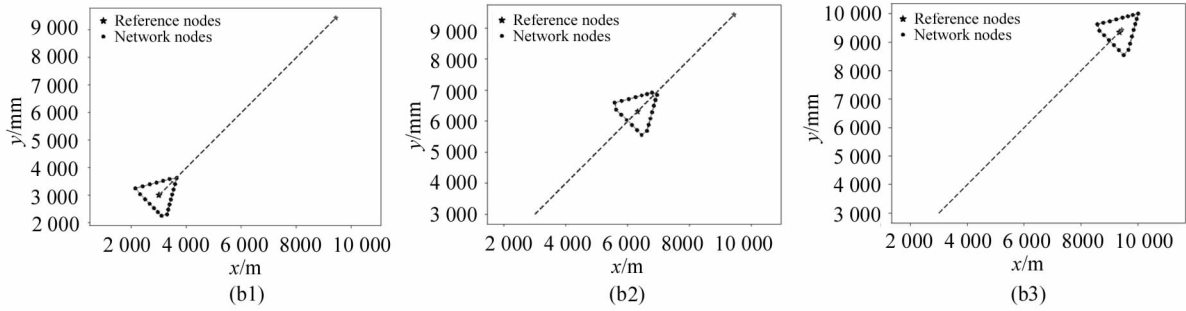


图7 直线轨迹运动:(a1—a3) 稳定拓扑;(b1—b3) 三角形

Fig. 7 Straight-line trajectory motion:(a1—a3) Stable topology;(b1—b3) Triangle

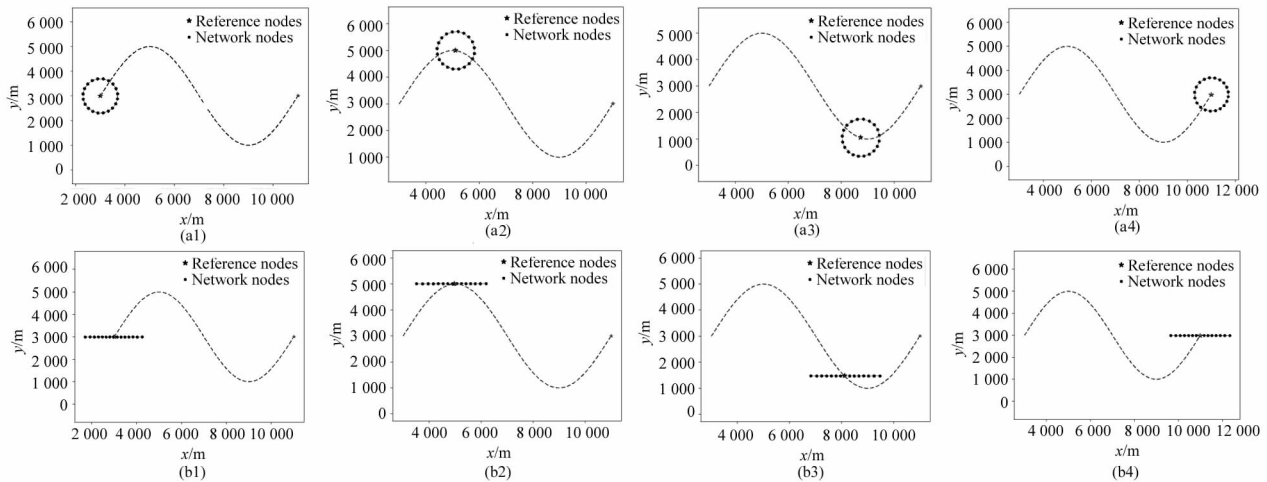


图8 正弦轨迹运动:(a1—a4) 圆形;(b1—b4) 直线

Fig. 8 Sinusoidal trajectory motion:(a1—a4) Ring;(b1—b4) Straight line

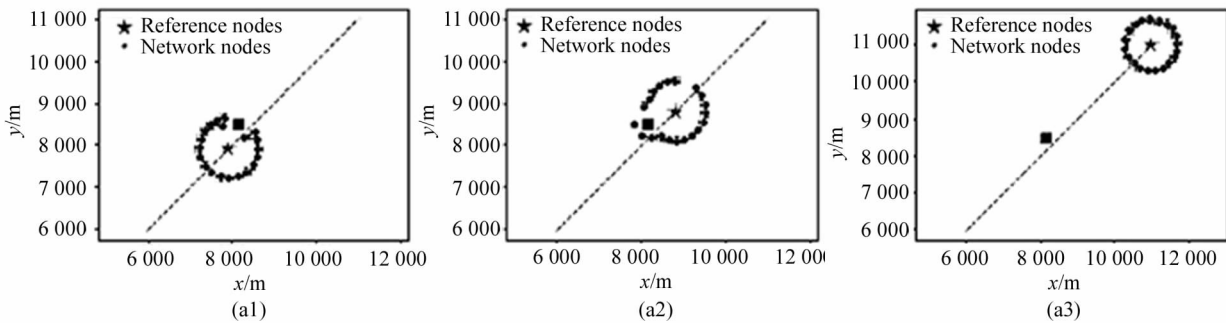


图9 避障移动过程

Fig. 9 Obstacle avoidance movement process

5.3 运动速度分析

图10(a)为智能群体在如图7(a)所示直线轨迹运动场景下群体各节点平均运动的速度对比图。图10(b)为智能群体在如图8(a)所示正弦轨迹运动场景下群体平均运动的速度对比图。对未经过势场力优化、经过势场力优化及加入模糊控制的势场力优化3种情况下群体内智能体平均移动速度进行了仿真对比。

从图10可得出,群体由初始的静止状态跟随参

考点进行移动。参考点的移动的速度 v 由初始的0 m/s逐步增加并最终稳定在15 m/s。运动过程中,群体持续受到参考点的吸引力,速度随之增大,当参考点速度达到设定速度时,群体受到的惯性力使得群体无法立刻与参考点保持相同的速度,且会使得群体运动产生振荡。在图10(b)正弦运动轨迹中,群体的移动方向处于变化之中,因此正弦轨迹群体的振荡问题更明显。未经过优化的群体对于运动的振荡调节速度和效果都较差,通过加入耗散力和

保持力的优化后,可以初步对群体的运动进行优化调节,并有一定效果。在此基础上加入本文设计的线速度、角速度2组模糊逻辑控制后,势场力优化和模糊控制的组合在2种场景中都有更优的性能,群体的速度更快更准确的收敛于参考点的速度 v 。群

体速度收敛更快更准确是由于耗散力可以消除对智能体运动产生负面影响,保持力可以使节点具备参考点的相同运动储备,模糊控制通过对力的分级平均及各智能体自身的环境参数学习和参数调整获得与各自环境匹配的输出控制,可以进一步的使得群

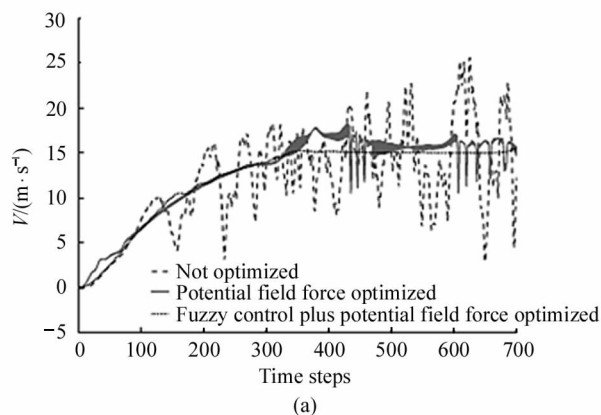
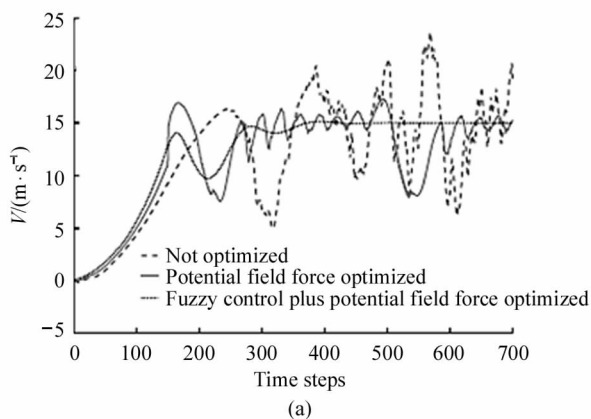


图10 节点平均移动速度对比: (a) 直线轨迹速度; (b) 曲线轨迹速度

Fig. 10 Comparison of average node moving speed: (a) Linear trajectory velocity; (b) Curve track velocity

体移动的速度更加稳定。

5.4 移动性能分析

对节点数为10—50的群体移动进行分析,为了保证实验数据的可信度,采用20次蒙特卡罗求平均,获得最终实验数据。仿真轨迹采用图7(a)所示直线轨迹,并与文献[15]和文献[17]在平均移动距离和拓扑稳定率上进行了比较。

5.4.1 移动效率

在移动过程中,节点的运动距离与能源消耗有直接的关系,因此可以用群体完成相同规划路线移动时,群体节点的平均移动距离来体现和衡量节点的运动效率。节点的平均移动距离是指在走完规划路线所用时间内所有节点移动的实际移动距离和节点总数 N 的比值。节点的平均距离 L_{ave} 表示为:

$$L_{ave} = \sum_i \frac{L_i}{N}, \quad (20)$$

式中, L_i 表示群体每个节点在完成规划路线的时间内移动的总距离。

节点平均移动距离如图11所示。从图11中可以得出,本文算法在相同规划路线情况下,群体的平均移动距离上优于文献[15]与文献[17]中的算法。在节点个数增加的情况下,本文算法群体的移动效率受到的影响很小,相较于文献[15]与文献[17]中的算法具有更好的稳定性。效率的提升是因为当群体的移动速度更加稳定和一致时,可以减少很多无

效运动从而可以使得群体的平均移动距离减小。

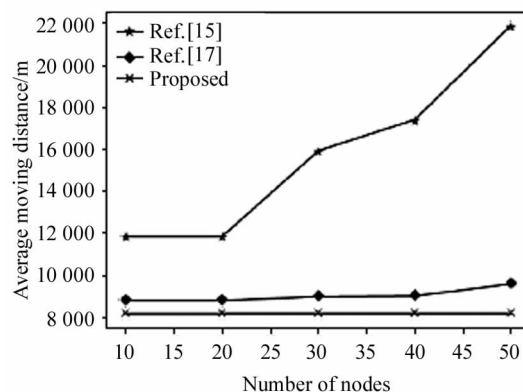


图11 节点平均移动距离

Fig. 11 Average moving distance of nodes

5.4.2 拓扑稳定性

拓扑稳定率表示群体在移动过程中,拓扑的保持状况是否良好,拓扑稳定率 S_{ta} 被表示为:

$$S_{ta} = 1 - \frac{1}{N \times Q} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^Q u_j^i, \quad (21)$$

式中, N 表示节点的个数, Q 表示群体移动总的移动次数, u_j^i 是指标功能,其中 $i=1,2,\dots,N$ 和 $j=1,2,\dots,Q$ 。

当与上一次移动相比,节点 i 的邻居集未发生变化, $u_j^i=0$,否则, $u_j^i=1$ 。拓扑稳定性如表5所示。

从表5可以得出,在群体移动的过程中,随着节点个数的增加,相较于文献[15]与文献[17]中的算

法,本文算法的拓扑稳定性更高。

表 5 拓扑稳定性
Tab. 5 Topology stability

Literature	10	15	20	25	30
Ref. [15]	97.09%	95.95%	95.6%	94.94%	94.84%
Ref. [17]	98.81%	97.28%	97.36%	97.31%	97.08%
Our work	99.45%	99.42%	98.98%	97.83%	97.42%

6 结 论

本文通过对智能群体的移动控制及编队控制问题的进行研究,提出了一种基于模糊逻辑的人工势场移动控制算法和编队生成控制方法。一方面对导致智能体运动产生的振荡力进行优化改进。另一方面,对编队控制进行了优化控制,最后通过模糊逻辑控制实现环境学习和参数调节,进一步对智能体的环境适应性进行优化调节。由仿真结果可知,群体的移动效率与拓扑稳定性都得到了提升,群体运动的稳定性和有效性高,适合多智能体的运动控制。

参考文献:

- [1] MONDAL S, PRATIHAR D K. Fuzzy logic-based group formation control of multiple wheeled robots[C]//2016 International Conference on Microelectronics, Computing and Communications, Jan. 23-25, 2016, Durgapur, India. New York: IEEE, 2016: 1-7.
- [2] KADA B, KHALID M, SHAIKH M S. Distributed cooperative control of autonomous multi-agent UAV systems using smooth control[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(6): 1297-1307.
- [3] CHEN S M, LI L C. Fixed-time consensus of nonlinear stochastic multi-agent systems[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(4): 540-546.
陈世明, 黎力超. 非线性随机多智能体系统的固定时间一致性[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(4): 540-546.
- [4] TAI F L, LI H. A distributed optimization algorithm for multi-agent systems with limited communication[C]//2020 Chinese Control and Decision Conference, Aug. 22-24, 2020, Hefei, China. New York: IEEE, 2020: 622-625.
- [5] CHEN Z Y, XU B. AGV path planning based on improved artificial potential field method[C]//2021 IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications, Jan. 22-24, 2021, Shenyang, China. New York: IEEE, 2021: 32-37.
- [6] CHEN H Y, CHEN H Z, LIU Q. Multi-UAV 3D formation path planning based on improved artificial potential field [J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(3): 72-78.
湛海云, 陈华胄, 刘强. 基于改进人工势场法的多无人机三维编队路径规划[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(3): 72-78.
- [7] LIU A D, QING D D. Distributed predictive control of multiple mobile robots based on virtual structure method[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1273-1280.
刘安东, 秦冬冬. 基于虚拟结构法的多移动机器人分布式预测控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1273-1280.
- [8] Yan X, Jiang D, Miao R. Formation control and obstacle avoidance algorithm of a multi-USV system based on virtual structure and artificial potential field[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2): 161-179.
- [9] DONG L F, CHEN Y Z, QU X J. Formation control strategy for nonholonomic intelligent vehicles based on virtual structure and consensus approach[J]. Procedia Engineering, 2016, 137: 415-424.
- [10] WU Y, GOU J, HU X, et al. A new consensus theory-based method for formation control and obstacle avoidance of UAVs[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 107: 106332.
- [11] LG A, JAMC A, EGHM B, et al. Multi robot distance based formation using Parallel Genetic Algorithm-Science Direct [J]. Applied Soft Computing, 2020, 86: 105929.
- [12] VINOGRADOV A, TERENCEV A, KOCHETKOV M, et al. Model of fuzzy regulator of mobile robot motion control system[C]//2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, Jan 28-31, 2019, Saint Petersburg and Moscow Russia. New York: IEEE, 2019: 2109-2112.
- [13] YANG S, BAI W, LI T, et al. Neural-network-based formation control with collision, obstacle avoidance and connectivity maintenance for a class of second-order nonlinear multi-agent systems[J]. Neurocomputing, 2021, 439: 243-255.
- [14] MAO Q, ZHANG D, LI X, et al. Strategy of control and avoidance of UAVs based on neighborhood tracking and identification[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(9): 2071-2078.
- [15] ZHAO H, HAI L, LEUNG Y W, et al. Self-adaptive collective motion of swarm robots[J]. Automation Science and

- Engineering, IEEE Transactions on, 2018, 15(4): 1533-1545.
- [16] ZHAO H, WEI J, HUANG S, et al. Regular topology formation based on artificial forces for distributed mobile robotic networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(10): 2415-2429.
- [17] HUANG Q D, HAO S, ZHANG M, et al. Group movement control algorithm based on Leader-Follow[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2021, 32(3): 323-330.
- 黄庆东, 郝森, 张森, 等. 基于 Leader-Follower 的分群移动控制算法[J]. 光电子 • 激光, 2021, 32(3): 323-330.
- [18] AL FAIYA B M, SCHWARTZ H M. $Q(\lambda)$ -learning fuzzy controller for the homicidal chauffeur differential game [C]//2012 20th Mediterranean Conference on Control & Automation, July 3-6, 2012, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2016: 247-252.
- [19] HUANG J, ANGELOV P P, YIN C. Interpretable policies for reinforcement learning by empirical fuzzy sets[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 91: 103559.
- [20] SHAMLOO N F, KALAT A A, CHISCI L. Direct adaptive fuzzy control of nonlinear descriptor systems[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2019, 21(8): 2588-2599.
- 作者简介:
黄庆东 (1976—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事多智能体, 机器学习方面的研究.