《工程科学学报》录用稿，https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2023.10.11.003 ©北京科技大学 2024

《工程科学学报》编辑部

基于鸽群优化改进动态窗的多无人车协同编队避障控制

李兆博 1)，2)✉，孙双蕾 2)

1) 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院，北京 100083　2) 北京特种机械研究所，北京 100143

✉ 通信作者，E-mail:lizhaobo@buaa.edu.cn

摘　要　在复杂未知的战场环境中，无人车集群较单台无人车可承担更为复杂的任务，无人车集群协同编队避障行驶是群体智能领域研究热点之一。针对未知环境下无人车集群在规避障碍物时容易出现动态位置与预期队形偏差较大问题，本文提出了一种基于改进动态窗的无人车编队协同避障控制方法，在基本动态窗路径评价函数的方位角评价因子、障碍物评价因子、速度评价因子基础上，增加了无人车编队的方向协同因子和队形保持因子。同时，基于变权重鸽群优化算法对改进动态窗的路径评价函数各系数进行优化。当无人车集群感知到障碍物时，通过改进动态窗算法进行相对位置及速度的自适应协同调整，更好地保证无人车编队避障行驶过程中队形位置的精确性。最后，以三台无人车构成三角形编队避障行驶为例进行仿真验证。仿真结果表明基于改进动态窗和变权重鸽群优化算法的无人车编队在规避障碍物时，队形位置偏差相对较小。可见，本文提出的改进算法能够使得无人车集群在规避障碍物过程中提高动态编队的稳定性和精确性。

关键词　无人车；鸽群优化；动态窗口法；协同编队；避障控制

分类号　TP242.6

Multi-vehicle formation and obstacle avoidance control based on pigeon-inspired optimization and dynamic window approach

LI Zhao-bo 1)，2)✉, *SUN Shuang-lei* 2)

1) School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China

2) Beijing Special Machinery Research Institute, Beijing 100143, China

✉ Corresponding author, E-mail: lizhaobo@buaa.edu.cn

ABSTRACT　In a complex and unknown battlefield environment, unmanned vehicle clusters can undertake more complex tasks than a single unmanned ground vehicle (UGV). The formation and obstacle avoidance of unmanned vehicle clusters is one of the research hotspots in the field of swarm intelligence. To reduce the deviation between actual formation position and expected formation when unmanned vehicle clusters avoid obstacles in an unknown environment, this paper proposes a cooperative formation and obstacle avoidance control method of unmanned vehicle clusters based on improved dynamic window approach (DWA). Besides the azimuth evaluation factor, obstacle evaluation factor and speed evaluation factor of the path evaluation function in the dynamic window approach (DWA), the direction coordination factor and formation maintenance factor are added. The mathematical model of unmanned vehicle cooperative formation was established, and the expected position, direction and speed of each following vehicle were calculated according to the expected formation in real time. The sum of the deviation between the real driving direction and the expected direction of each following vehicle was

收稿日期：2023-10-11

基金项目：国家自然科学基金资助项目（U19B2033）

录用稿件，非最终出版稿

taken as the direction cooperation factor, and the sum of the absolute deviation between the real position and the expected position of each following vehicle was taken as the formation keeping factor. When unmanned vehicles approach to unknown obstacles, the adaptive collaborative adjustment of the relative position and speed is carried out based on improved dynamic window approach (DWA), which can improve precision of the formation positions during the obstacle avoidance process. In this paper, a simulation is conducted using a scenario of three unmanned vehicles forming a triangular formation to avoid obstacles and three obstacles. The simulation results indicate that compared with the traditional formation control based on artificial potential field, the control adjustment based on improved dynamic window and variable weight optimization algorithm is more timely, and the formation position deviation is relatively small when avoiding obstacles. Furthermore, the average deviation between the actual position of the vehicle formation and the desired position of the formation near the obstacle is used as the evaluation function, and the coefficients of the path evaluation function of the improved dynamic window approach (DWA) are optimized based on the variable weight pigeon optimization algorithm(PIO). It can improve the formation maintaining accuracy in the process of obstacle avoidance. In summary, the improved algorithm proposed in this paper can make the unmanned vehicle cluster adjust the driving speed and direction cooperatively in the process of obstacle avoidance, and improve the stability and accuracy of the dynamic formation.

KEY WORDS unmanned ground vehicle(UGV); pigeon-inspired optimization(PIO); dynamic window approach(DWA); coordinated formations; obstacle avoidance

地面无人战车（Unmanned Ground vehicle, UGV）作为陆地作战的一种新型作战力量，发展潜力巨大。随着地面无人战车执行作战任务的多样性、复杂性不断增强，单个无人车的能力已不能满足日益复杂的作战任务要求，未来作战方式将逐步向无人化和集群化发展。许多学者针对无人车集群协同编队避障控制技术开展研究，确保无人车集群在复杂未知障碍环境行驶中保持编队稳定。

作为群体智能运动控制技术的重要内容之一，多无人车协同编队避障控制是基于一定的环境态势信息和无人机集群状态，通过智能算法协同控制每辆无人车的速度、转向等状态，使得无人车集群能够在保持编队稳定基础上安全、快速抵达目的地。国内外学者针对无人车集群协同编队和避障控制展开了诸多研究。贾永楠[1]介绍了多机器人编队控制研究进展。Adderson[2]提出了一种基于位移的时变编队算法。Vu Phi Tran[3]提出了一种基于共识的多车编队控制框架及动态障碍物检测避障算法。马晨翔[4]提出了一种无人机编队跟随避障控制算法。付雷[5]提出了基于改进人工势场的避障及基于一致性的编队控制方法。Sang[7]提出了基于改进人工势场法的多目标人工势场算法。Zhang[8]构建了基于改进人工势场法的多机器人编队路径规划模型，引入模拟退火算法对人工势场法进行优化。Chen[9]提出基于虚拟结构的避障编队控制方法。高林[10]提出了基于距离与角度的领航者-跟随者编队算法，通过改变理想距离与角度实现队形变换。Hirataacosta[11]等人提出了基于无姿态测量的领航跟随法。Duan[12]等人在领航者-跟随者算法和虚拟结构方法基础上引入贪心算法实现编队间的变换，解决路径冲突和碰撞问题。Sahebsara[13]提出了一种在未知静态障碍环境中基于距离的编队控制方法，使机器人暂时分离成完整编队的子集以避障，而后进行重新组合。Chen[14]提出一种基于改进的虚拟弹簧法的编队控制算法，设计了安全距离切换策略，使机器人能够根据距离在进入目标和避开障碍物之间切换。Wang[15]提出一种基于优先级模型的水下航行器编队变换控制策略，仿真验证了算法的有效性。Wu[16]将多智能体强化学习用于解决智能体自主决策问题，提出了一种效用函数和奖励函数，实现多智能体系统的编队控制和防撞。Bai[17]提出一种基于深度强化学习的多机器人自适应编队控制框架。Obradovic[18]提出了一种基于强化学习的领导者-追随者编队控制方法，基于双深度 Q 网络验证了算法有效性。Liu[19]提出一种多机器人自适应编队避障框架，使用人工势场法优化了强化学习的奖励函数。Park[20]提出了一种基于全局优化的模型预测编队避障控制方法。Xiong[21]提出一种改进速度障碍物方法实现多面体障碍物避障和编队保持。Vudhivate[22]提出一种基于遗传算法和模拟退火方法的混合优化方法，运动中确保机器人编队稳定。Deng[23]提出一种基于多机器人编队变换的多变量 D-leader 算法，提高了编队调整效率。Gao[24]提出一种基于 A*和 DWA

录用稿件，非最终出版稿

算法的多机器人编队整体避障策略。

动态窗方法(Dynamic Window Approach，DWA)是一种用于无人车避障的常用方法，其基本思想是将无人车运动范围抽象成一个窗口，根据当前速度和加速度等动态调整窗口的大小和位置。如果窗口内存在障碍物，则无人车需要及时调整轨迹避开障碍物。Chang[25]等人在改进动态窗口法的基础上，提出一种领航-跟随法和基于行为法相结合的多机器人编队控制算法。基于改进鸽群优化和动态窗的无人车协同编队和避障控制方法可以在未知环境下实现无人车编队协同行驶和避障。多个无人车在协同编队过程中需要不断调整自身的动态窗口，以保证整个编队的安全通行和协同行驶。

本文针对未知环境下无人车集群在规避障碍物时易出现动态位置与预期队形偏差较大问题，提出了基于鸽群优化改进动态窗的协同编队避障控制方法。在动态窗算法路径评价函数基础上，增加了方向协同因子和队形控制因子，提升无人车编队避障行驶过程中队形位置的精确性。

1 无人车编队避障问题模型

1.1 问题假设

环境地图初始位姿和目标位置已知，但障碍位置未知。无人车编队行进过程中感知并共享。无人车编队的任务为自主避障抵达终点，如图 1 所示。假设如下：在起点和终点可形成多台无人车编队；每台无人车实时偏航角、位置和速度已知；每台无人车都能探测到周围一定距离内障碍物。

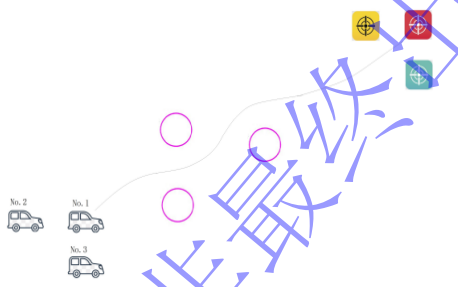

图 1　多无人车协同编队避障场景

Fig.1　Multi-unmanned vehicle collaborative formation obstacle avoidance

1.2 无人车运动学模型

单个无人车可看做一个刚体，无人车行驶过程的动力学模型简化如公式 1 所示。

$$\begin{cases} x(t+1)=x(t)+v(t)\cdot\Delta t\cdot\cos(\theta(t)) \\ y(t+1)=y(t)+v(t)\cdot\Delta t\cdot\sin(\theta(t)) \\ \theta(t+1)=\theta(t)+w(t)\cdot\Delta t \end{cases} \tag{1}$$

其中，$v(t)$和$w(t)$分别代表无人车在世界坐标系下的线速度和角速度。每一个采样周期内，车辆移动路径被视为一条直线段。因此，无人车在第$t+1$时刻位置坐标$(x(t+1),y(t+1))$如公式 1 所示。无人车在世界坐标系沿着行驶方向移动$v(t)\cdot\Delta t$距离，方向相对于世界坐标系变化$w(t)\cdot\Delta t$的角度。

令 3 台无人车编队构成等腰直角三角形，编队位置定义如公式（2）所示。

$$\begin{cases} x_{2SET}(t)=x_1(t)-d \\ y_{2SET}(t)=y_1(t) \\ x_{3SET}(t)=x_1(t) \\ y_{3SET}(t)=y_1(t)-d \\ v_{2xSET}(t)=v_{3xSET}(t)=v_{1x}(t) \\ v_{2ySET}(t)=v_{3ySET}(t)=v_{1y}(t) \end{cases} \tag{2}$$

其中，$(x_{2SET}(t),y_{2SET}(t))$和$(x_{3SET}(t),y_{3SET}(t))$代表第 2 辆和第 3 辆无人车在$t$时刻的跟踪目标位置。$(v_{2xSET}(t),v_{2ySET}(t))$和$(v_{3xSET}(t),v_{3ySET}(t))$代表第 2 辆和第 3 辆无人车在$t$时刻的跟踪目标速度值。

录用稿件，非最终出版稿

1.3 无人车协同编队模型

无人车具有一定范围障碍物的能力，三台无人车之间能够通信并进行障碍物信息交互。本文以3台无人车编队为例研究，期望编队为三角队形，车辆编号为1，2，3。其中，1号作为领航无人车，2号和3号无人车将探测的障碍物信息和自身位姿状态发送给1号无人车。1号无人车的协同处理模块能够基于改进编队DWA算法计算出每台无人车下一个周期的速度设定值和偏航角速度设定值，并发送给2号和3号无人车。3台无人车根据协同处理模块给出的速度和偏航角速度设定值，由行驶控制模块对车辆姿态进行控制，实现多车编队和避障。无人车协同编队和避障框架如图2所示。

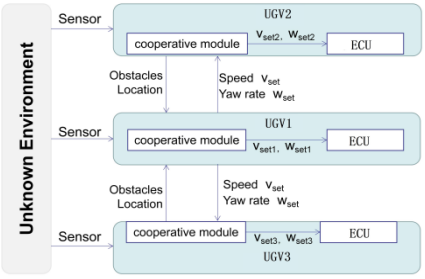

图2 无人车协同编队和避障框架

Fig.2 Unmanned vehicle cooperative formation and obstacle avoidance framework

2 改进动态窗口法

2.1 基本动态窗口法

DWA是一种常见的局部路径规划算法。传统DWA算法将避障路径规划问题转化为带约束的速度优化问题。根据每个线速度和角速度的采样点以及前向模拟时间，对无人车速度矢量空间进行采样，结合运动学模型得到预测轨迹。通过公式3评价函数评估，选择得分最高的路径作为最优路径。

$$J(v,w)=w_1\cdot head(v,w)+w_2\cdot dist(v,w)+w_3\cdot vel(v,w) \tag{3}$$

其中，v,w 表示无人车线速度和偏航角速度。$head(v,w)$ 为方位角子函数，倾向于末端位姿朝向目标的轨迹；$dist(v,w)$ 为避障子函数，倾向于远离障碍物的轨迹；$vel(v,w)$ 为速度子函数，倾向于线速度大的轨迹。w_i 为各子函数权重。在每个采样周期中，移动路径可以被视为一条直线。

2.2 改进动态时间窗编队算法

多无人车协同能够执行更复杂的任务。由于传统动态窗（DWA）算法仅考虑单个智能体运动问题，本文提出一种改进编队DWA算法，在DWA算法路径评价函数导航评价因子、避障评价因子、速度评价因子基础上，增加了方向协同因子和队形控制因子。多无人车在探测到障碍物时，通过改进DWA算法进行编队自适应协同调整，避障结束后迅速恢复原有队形。

1）方向协同因子：调整控制量 u 使得编队行驶中个体运动方向趋于一致，如公式5所示。

$$codir(v,w)=\sum_{i=1}^{n}\left|\theta_i-\theta_j\right| \tag{5}$$

2）队形保持因子：增加队形控制因子保持编队队形稳定，如公式6所示。

$$group(v,w)=\sum_{i=1}^{n}\left|P_{i_set}-\theta_{i_cur}\right| \tag{6}$$

因此，改进动态时间窗法的轨迹评价函数如公式7所示。

$$\begin{aligned}J(v,w)=\ & w_1\cdot head(v,w)+w_2\cdot dist(v,w)+w_3\cdot vel(v,w)+\\ & w_4\cdot codir(v,w)+w_5\cdot group(v,w)\end{aligned} \tag{7}$$

录用稿件，非最终出版稿

3 变权重改进鸽群优化算法

受自然界中鸽子归巢行为的启发，段海滨等[25]提出了一种基于鸽子归巢行为的鸽群优化算法。

1） 地图和指南针算子。鸽子可以使用磁性物体感知地磁场，然后在头脑中形成地图。它们把太阳高度作为指南针来调整飞行方向，当它们接近目的地的时候，对太阳和磁性物体的依赖性减小。

2） 地标算子。地标算子用来模拟导航工具中地标对鸽子的影响。当鸽子飞近目的地时，它们将更多依赖附近的地标。如果鸽子对地标熟悉，将直接飞向目的地；否则跟随那些熟悉地标的鸽子飞行。

在鸽群优化模型中，使用虚拟的鸽子模拟导航过程。首先初始化鸽子的位置和速度，依据地图和指南针算子在多维空间中搜索，鸽子的位置和速度在每一次迭代中都会得到更新。其位置和速度分别记作 $X_i=[x_{i1},x_{i2},\cdots x_{iD}]$，$V_i=[v_{i1},v_{i2},\cdots v_{iD}]$。其中，$i=1,2,...,N$。

每只鸽子依据式(8)更新位置及速度。其中，R 是指南针因数，取值范围为0~1。N_c 为目前迭代次数，X_{gbest} 为在 N_c-1 轮迭代后得到的全局最优位置。

$$\begin{aligned} V_i^{N_c} &= V_i^{N_c} e^{-R\times N_c} + rand\left(X_{gbest} - X_i^{N_c-1}\right) \\ X_i^{N_c} &= X_i^{N_c-1} + V_i^{N_c} \end{aligned} \tag{8}$$

当该循环次数达到预设值后停止地图和指南针算子，进入地标算子，按式（9）继续更新鸽子个体的位置及速度，搜索最优解。其中，$N^{N_c}=N^{N_c-1}/2$，$X_i=X_i^{N_c-1}+rand\cdot\left(X_{center}^{N_c-1}-X_i^{N_c-1}\right)$。

$$X_{center}^{N_c-1}=\sum_{i=1}^{N^{N_c-1}} X_i^{N_c-1}\cdot F\left(X_i^{N_c-1}\right)\Big/ N^{N_c-1}\sum_{i=1}^{N} X_i^{N_c-1}\cdot F\left(X_i^{N_c-1}\right) \tag{9}$$

本算法中为了提升指南针算子在全局和局部收敛速度，采用变指南针算子因数(R)的变指南针算子鸽群算法，迭代过程中 R 从 1 逐渐减小为 0.3，保证在起始阶段较强的全局搜索能力，在搜索后期增加局部收敛速度。编队动态窗算法的路径评估函数的权值参数 $[w_1\quad w_2\quad w_3\quad w_4\quad w_5]$ 取值一般凭经验设置，本文通过改进鸽群优化算法对上述权值参数进行优化。

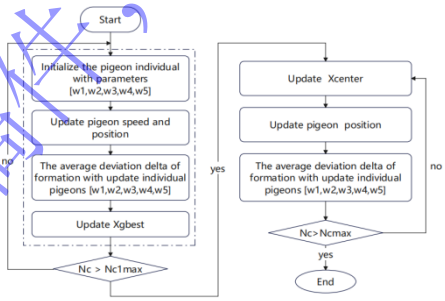

图 3 基于改进鸽群优化算法的路径评估函数参数优化流程图

Fig.3 Flowchart of parameter optimizationof path evaluation function based on improved PIO

4 仿真验证

4.1 仿真参数

在多无人车协同编队避障仿真中， 以 3 台无人车构成三角形编队对提出的改进 DWA 算法进行仿真验证。3 台无人车构成的三角形编队作为控制目标，其中，3 台无人车在三角形的 3 个顶点处，领航无人车在三角形的直角顶点处。当 3 台无人车到达目标点附近 0.5 米范围内，认为抵达目的地。设置障碍物 1，2，3 的中心点分别为(3,1.5)、 (3,4.5)、(7,5)，障碍物半径 0.5 米。

无人车协同编队和避障仿真模型相关参数，如表 1 和表 2 所示。

录用稿件，非最终出版稿

表 1　车辆动力学参数

Table 1　Kinematic characteristic parameter

Parameter	Value
Minimum speed ($m \cdot s^{-1}$)	0
Maximum speed ($m \cdot s^{-1}$)	4
Minimum angular velocity ($(^{\circ} \cdot s^{-1}$)	-20
Maximum angular velocity ($^{\circ} \cdot s^{-1}$)	20
Linear acceleration ($^{\circ} \cdot s^{-2}$)	0.2
Angular acceleration ($^{\circ} \cdot s^{-2}$)	10

表 2　动态窗模型参数

Table 2　DWA basic parameters

Parameter	Value
Obstacle radius(m)	0.5
Time resolution(s)	0.1
Angular velocity resolution($^{\circ} \cdot s^{-1}$)	1
Trajectory prediction time(s)	1
Linear velocity resolution($m \cdot s^{-1}$)	0.1
Weight coefficient	[1,1,1,1,1]

4.2　改进动态窗与人工势场法对比

三台无人车（编号 1、2、3）的起点坐标分别为(1,1)、 (0,1)和 (1,0)，目标点的坐标分别为(9,9)、(8,9)和(9,8)。无人车编队在途径障碍物 1、2、3 时，能够根据编队动态窗算法进行行驶方向和速度的自适应调整，实现了多无人车的编队保持和避障行驶。

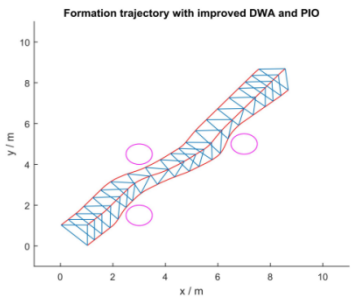

图 4　基于改进动态窗的无人车编队避障路线

Fig.4　Vehicles formation and avoid obstacles

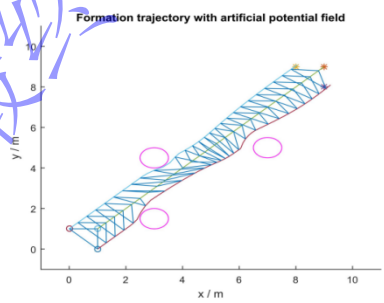

图 5　基于人工势场的无人车编队避障路线

Fig.5　Vehicles formation and avoid obstacles

定义编队避障行驶平均偏差 δ 见公式（10），分析两种算法下无人车编队队形的偏差情况。

$$\delta = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\sqrt{(x(i,2)-x(i,1)+1)^2+(y(i,1)-y(i,2))^2}+\sqrt{(x(i,3)-x(i,1))^2+(y(i,3)-y(i,1)+1)^2}\right) \quad (10)$$

以作为对照，本文所提出的改进动态窗（ IDWA）算法与人工势场法编队避障控制进行对比，编队位置偏差曲线如图 6 所示。可以看出，在没有障碍物时两种算法的 编队位置偏差相近。但在遇到障碍物时，本文提出的改进 DWA 算法控制下调整更及时，编队位置偏差值更小 。

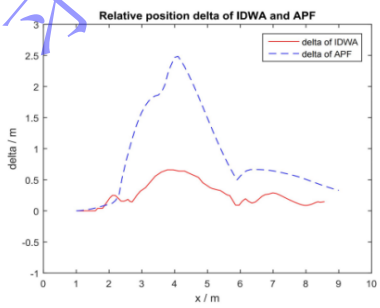

图 6　两种方法编队位置偏差

Fig.6　Deviation of the formation position with two method

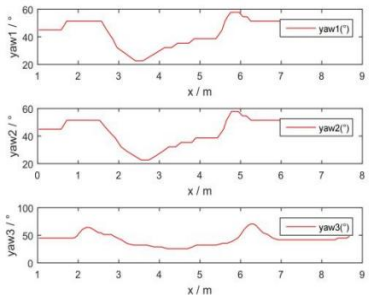

图 7　无人车航向角偏转曲线

Fig.7　Yaw angle curve of UGV formation

录用稿件，非最终出版稿

三台无人车的偏航角 yaw1、yaw2、yaw3 的变化曲线如图 7 所示。可以分析得出：

1）在第 1 个障碍物(3,1.5)附近，3 号无人车显著向左偏航角绕过障碍物 1，为了保障编队稳定，1 号和 2 号无人车也向左协同偏航，但偏航幅度小于 3 号无人车。

2）在第 2 个障碍物(3,4.5)附近，2 号无人车以左偏角绕过障碍物 2。为了保证编队的稳定性，1 号和 3 号无人车也向左协调偏航。然而，它们的偏航振幅小于 2 号无人车。

3）在第 3 个障碍物(7,5)附近，1 号和 2 号无人车以一个左偏航角明显地绕过了障碍点 3。为了确保编队的稳定性，3 号无人车也协调偏航。但它们的偏航振幅小于 1 号无人车。

4.3　改进鸽群优化与鸽群优化、粒子群算法对比

由于车辆编队在经过障碍物附近时队形偏差较大，因此以 1 号车分别经过横坐标 x 为 3、4、5 时的车辆编队实际位置与编队期望位置的偏差平均值作为代价函数 J，如公式（11）所示。

$$J=\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3}\left(\sqrt{\left(x(i,2)-x(i,1)+1\right)^2+\left(y(i,1)-y(i,2)\right)^2}+\sqrt{\left(x(i,3)-x(i,1)\right)^2+\left(y(i,3)-y(i,1)+1\right)^2}\right) \quad (11)$$

将变参数改进鸽群优化算法与鸽群优化算法、粒子群算法进行对比，三种方法下的代价函数收敛速度曲线如图 8 所示。可见，改进鸽群优化算法在收敛速度和优化求解方面更优。

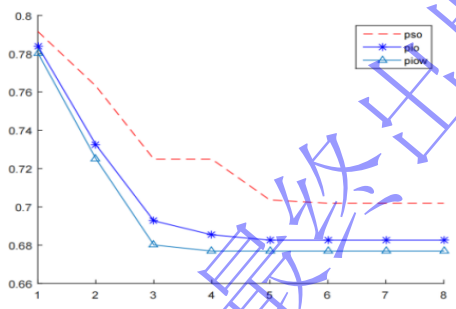

图 8　三种方法下代价函数收敛曲线

Fig.8　Convergence curves with three methods

5. 结论

本文针对多无人车在执行复杂任务过程的编队和避障问题，提出了一种基于改进动态窗的无人车协同编队与避障控制方法。基于动态窗算法的路径评价函数，创新地增加了方向协同因子和队形保持因子，实现了车辆协同编队避障自适应调整。以三台无人车形成三角形编队为例，对改进动态窗算法进行了仿真和验证，实现了无人车编队行驶种自主避障和队形保持。本文提出的改进动态窗算法控制下三台无人车的速度和方向调整更及时，编队位置与期望偏差值更小。同时，基于改进鸽群优化算法对动态窗路径评价函数的权重系数进行了优化。与鸽群优化算法和粒子群优化算法相比，改进鸽群优化算法在收敛速度和最优解方面更优。

参 考 文 献

[1] JIA Y N, LI Q. Research progress on multi-robot formation control. Chinese Journal of Engineering, 2018,292(08):893
(贾永楠,李擎. 多机器人编队控制研究进展 .工程科学学报 ,2018,292(08):893)

[2] Adderson R, PanY J. Formation Shaping Control for Multi-Agent Systems with Obstacle Avoidance and Dynamic Leader Selection // 2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). Anchorage, AK, USA, 2022, 1082

[3] Tran V P , Garratt M A , Petersen I R. Multi-vehicle formation control and obstacle avoidance using negative-imaginary systems theory // IFAC Journal of Systems and Control, 2021, 15(1):100117

[4] MA C X, LI Z Q, YUAN W, et al. Obstacle Avoidance and Formation Regrouping for Follower UAV in Leader-Follower Formation // 2021 7th International Conference on Control Automation and Robotics (ICCAR), Singapore, 2021, 167

录用稿件，非最终出版稿

[5] Fu L, Qin Y J, He D X. Obstacle Avoidance of Multi-robot Formation based on Improved Artificial Potential Field Method. Control Engineering, 2022,29(03):388
(付雷,秦一杰,何顶新等.基于改进人工势场法的多机器人编队避障 .控制工程,2022,29(03):388)

[6] SANG H, YOU Y, SUN X, et al. The hybrid path planning algorithm based on improved A* and artificial potential field for unmanned surface vehicle formations. Ocean Engineering, 2021,223(3):108709

[7] Zhang T, Xu J, Wu. Hybrid Path Planning Model for Multiple Robots Considering Obstacle Avoidance. IEEE Access, 2022,71914

[8] Chen X L, Huang F H, Zhang Y G, Chen Z,et al. A Novel Virtual-Structure Formation Control Design for Mobile Robots with Obstacle Avoidance. Applied Sciences, 2020，10(17), 5807

[9] Gao L, Xie Y Q, Wu X J.Obstacle Avoidance control Method of multi-unmanned vehicle piloting and following Formation. Technological Innovation and Application. 2023,13(25):1
(高林,谢永强,武晓君.多无人车领航跟随编队避障控制方法 .科技创新与应用 ,2023,13(25):1)

[10] Hirataacosta J. Leader-Follower Formation Control of Wheeled Mobile Robots without Attitude Measurements. Applied Sciences, 2021, 11(12):5639

[11] Duan Y , Gao Z , Peng Z ,et al. Formation Transformation Based on Leader-Follower Algorithm. International journal of technology and human interaction, 2019, 15(3):28

[12] Sahebsara F, Queiroz M. Distance-Based Formation Maneuvering of Mobile Robots with Static Obstacle // 2022 IEEE Conference on Control Technology and Applications(CCTA), Trieste, Italy, 2022, 470

[13] Chen Y, Shi X and Li B. Multi-Robot formation control based on improved virtual spring method // 2022 34th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Hefei, China, 2022, 5614

[14] Wang L, Zhu D and Pang W. Formation Transformation Control Based on Leader-follower Strategy for Multi-AUV System // 2023 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Yichang, China, 2023, 2881.

[15] Wu K, Wang Q, Wu Y, et al. Multiple AMR Rigid Formation Control With Collision Avoidance Based On MADDPG // 2022 41st Chinese Control Conference (CCC), Hefei, China, 2022, 4985

[16] Bai C, Yan P, Pan W, Guo J. Learning-Based Multi-Robot Formation Control With Obstacle Avoidance. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(8), 11811

[17] Obradovic J, Krizmancic M, Bogdan S. Decentralized Multi-Robot Formation Control Using Reinforcement Learning // 2023 XXIX International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT), Sarajevo, Bosnia and Herzegovina, 2023, 1

[18] Liu S, Wang M, Feng Y, et al. Adaptive Formation Framework with Obstacle Avoidance Based on Reinforcement Learning // 2022 China Automation Congress (CAC), Xiamen, China, 2022, 236

[19] Park S, Lee S M. Formation Reconfiguration Control With Collision Avoidance of Nonholonomic Mobile Robots. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(12) , 7905

[20] Xiong Z, Hu Z and Lei X. Multi-Robot Formation with Obstacle Avoidance: An Improved Velocity Obstacle-Based Approach. 2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), Hefei, China, 2023, 829

[21] Vudhivate W, Tweethepthaikul T, Nilkhamhang I. Formation Optimization Using GA-SA Hybrid Algorithm of Multi-Agent Robots for Cooperative Object Transportation // 2022 61st Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers (SICE), Kumamoto, Japan, 2022, 411

[22] Deng H, Xu X, Ji Y, Bai Y, Sun X. D-Leader Control Algorithm for Multi-Robot Formation Transformation // 2022 5th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), Chengdu, China, 2022, 488

[23] Gao J, Chen K, Wu C, Wang S. Obstacle avoidance and formation transformation of multi-agent groups based on six-wheeled robot // 2022 First International Conference on Cyber-Energy Systems and Intelligent Energy (ICCSIE), Shenyang, China, 2023, 1

[24] Li X, Shan L, Chang L. DWA path planning algorithm based on multi-objective particle swarm in complex environment. Journal of National University of Defense Technology. 2022,44(4):52
(李薪，单梁，常路.复杂环境下基于多目标粒子群的 DWA 路径规划算法.国防科技大学学报， 2022, 44(4):

录用稿件，非最终出版稿

52)
[25] Duan, H B, Qiao P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7, 24

录用稿件，非最终出版稿