

DOI:10.11918/202510027

# 对抗环境下多无人机轨迹规划与动态三维重建

王勇<sup>1,2</sup>, 马建良<sup>3</sup>, 吴禹平<sup>3</sup>, 邓方<sup>3,4</sup>, 张乐乐<sup>3,4</sup>

(1. 西北工业大学 无人系统技术研究院, 西安 710129; 2. 江苏自动化研究所, 江苏 连云港 222061;

3. 自主智能系统实验室(北京理工大学), 广东 珠海, 519088; 4. 北京理工大学 人工智能学院, 北京 100081)

**摘要:** 无人机集群已经在俄乌冲突等现代战争中常态化运用, 成为对敌打击和侦察的重要力量。面向未来海上无人集群智能作战需要, 亟须研究无人机集群在对抗环境下的密集障碍规避、非合作目标协同绕飞与三维重建的问题。为提升无人集群在复杂海上环境中的自主感知与协同建模能力, 提出一种面向动态环境的集群智能规划与三维重建一体化方法。首先, 在协同轨迹规划阶段, 提出了基于领航者的无人机协同跟踪方法, 领航机负责实时锁定并跟踪战舰等高价值非合作目标, 僚机通过队形保持机制维持编队稳定。其次, 当遭遇无人集群移动障碍时, 通过路径重规划与机动动作实现威胁规避, 并在安全通过后迅速恢复目标追踪。最后, 在无人机集群抵近兴趣目标后进入动态三维重建阶段, 设计了多无人机协同绕飞与三维重建方法, 实现对非合作机动目标的多视角观测与动态三维重建。通过海上仿真试验表明, 文中所提出的方法使得无人机集群在复杂对抗环境下自主完成对战舰的实时跟踪与高效重建, 能够兼顾任务完成率与飞行安全性, 为无人机集群在未来战场的侦察监视和情报获取任务提供了有效方案。

**关键词:** 多无人机协同; 智能侦察; 协同轨迹规划; 动态三维重建; 非合作目标追踪

**中图分类号:** TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2025)12-0210-09

## Trajectory planning and dynamic 3D reconstruction for multiple UAVs in adversarial environments

WANG Yong<sup>1,2</sup>, MA Jianliang<sup>3</sup>, WU Yuping<sup>3</sup>, DENG Fang<sup>3,4</sup>, ZHANG Lele<sup>3,4</sup>

(1. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China; 2. Jiangsu Automation Research Institute, Lianyungang 222061, Jiangsu, China; 3. Autonomous Intelligent Systems Laboratory, Beijing Institute of Technology, Zhuhai 519088, Guangdong, China; 4. School of AI, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Unmanned aerial vehicle (UAV) swarms have become a normalized element of modern warfare-as exemplified by the Russia-Ukraine conflict-serving as critical assets for strikes and reconnaissance. To satisfy the requirements of future maritime swarm operations, it is imperative to investigate dense-obstacle avoidance, cooperative bypass of non-cooperative targets, and three-dimensional reconstruction for UAV swarms operating in adversarial environments. To enhance autonomous perception and cooperative mapping in complex maritime scenarios, this work proposes an integrated approach for swarm intelligence planning and 3D reconstruction tailored to dynamic environments. Initially, in the cooperative trajectory planning stage, a leader-based UAV cooperative tracking method is proposed. The leader UAV is responsible for real-time locking and tracking of high-value non-cooperative targets such as warships, while the follower UAVs maintain formation stability through a formation-keeping mechanism. Furthermore, when encountering mobile obstacles from other unmanned swarms, the swarm avoids threats through path re-planning and maneuvering actions, and quickly resumes target tracking after safely passing through. Ultimately, in the dynamic 3D reconstruction phase, after the UAV swarm approaches the target of interest, a multi-UAV cooperative circumnavigation and 3D reconstruction method is designed to achieve multi-perspective observation and dynamic 3D reconstruction of non-cooperative maneuvering targets. Sea-based simulation experiments demonstrate that the methods proposed in this paper enable the UAV swarm to autonomously complete real-time tracking and efficient reconstruction of warships in complex adversarial environments, balancing mission completion rate and flight safety. This provides an effective solution for the reconnaissance, surveillance, and intelligence gathering tasks of UAV swarms in future battlefields.

收稿日期: 2025-10-14; 录用日期: 2025-10-31; 网络首发日期: 2025-12-01

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20251201.0921.002>

作者简介: 王勇(1979—), 男, 研究员; 邓方(1981—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 邓方, dengfang@bit.edu.cn; 张乐乐, zhanglele@bit.edu.cn

**Keywords:** multi-UAV cooperation; intelligent reconnaissance; cooperative trajectory planning; dynamic 3D reconstruction; non-cooperative target tracking

无人机已成为现代战场获取大规模态势信息的关键工具,广泛用于实时侦察、战场地图构建与目标区域监视。传统平面视频虽能提供连续影像,但难以完整还原目标的三维形态与细节,限制了对目标结构与关键特征的判断<sup>[1]</sup>。基于多视角的三维重建则能显著提升几何与表面特征刻画,从而改善情报分析与决策支持。单机在精确机动与目标跟踪上具备优势,但视角受限、完成全方位观测通常耗时且在对抗环境中风险高<sup>[2]</sup>;相比之下,多无人机协同并行采集可实现快速立体拍摄与绕飞,显著缩短观测时延、提高冗余与鲁棒性,更适用于复杂敌对环境下的高质量三维重建与情报获取。

本文任务涉及的关键技术包括编队队形设计、轨迹规划,以及三维重建,其目标是在复杂作战环境下实现多机协同、高效观测和数据获取。

不同队形可针对任务需求实现协同观察、目标打击或信息采集等功能。例如,毛琼等<sup>[3]</sup>提出 V 字形队形,因对称结构可减少飞行阻力,从而节省能耗;Zhu 等<sup>[4]</sup>提出圆形队形,适用于均匀空间覆盖的协同探测,可提高目标观测效率;周末等<sup>[5]</sup>对无人机蜂群作战研究中指出美国、英国、俄罗斯等国家在蜂群技术领域开展了系统而深入的研究,蜂群作战模式借鉴自然界集体行为,通过分布式协同控制实现大规模灵活任务执行,具有较强鲁棒性;于澎等<sup>[6]</sup>通过研究美国、俄罗斯、澳大利亚等国家“忠诚僚机”项目分析了“忠诚僚机”在体系对抗中的作用。“忠诚僚机”模式强调无人机与载机的紧密协作,可在高风险环境中提高任务成功率。上述算法在单一任务取得了较好的效果,但在对抗环境下目标快速跟踪、避障后队形恢复以及观测最优队形等方面仍存在显著的挑战。

复杂对抗环境无人机需要躲避敌方无人机以确保无人机能够安全抵达目标,降低摧毁的风险,提高无人机任务成功率。轨迹规划算法主要包括基于图的搜索算法、基于采样的算法、基于最优控制的算法、基于人工势场的算法,以及基于强化学习的算法等。Ju 等<sup>[7]</sup>提出改进的 A\* 算法在无人机路径规划中,搜索速度快、路径平滑、计算量小、可应对动态环境,并且仍能保证近似或全局最优路径,但无法解决目标与障碍物移动场景。Karaman 等<sup>[8]</sup>提出 RRT\* 算法,快速生成可行路径并渐进最优,但无法适应动

态环境。香港大学团队<sup>[9]</sup>提出了一种基于深度强化学习的端到端方法,实现了四旋翼无人机在动态障碍物环境下的自主安全导航,但该算法并未针对目标移动情况进行研究。Agirrebeitia 等<sup>[10]</sup>提出人工势场法存在局部最优和路径卡死问题。Falanga 等<sup>[11]</sup>提出控制无人机相机朝向指向目标的 PAMPC 算法,提高观测性。Sinha 等<sup>[12]</sup>提出环绕包围目标的规划算法,但上述算法只能适用于固定目标,针对移动敌方船舰仍具挑战性。

神经渲染领域的最新进展<sup>[13]</sup>使得基于无人机数据的逼真场景重建成为可能。基于学习的方法在结构光运动(structure from motion, SfM)<sup>[14-17]</sup>和多视图立体(multi-view stereo, MVS)<sup>[18-20]</sup>中利用了大规模数据集,使得 SfM 和密集重建能够端到端可微分地进行,但他们仍局限于静态场景。Choi 等<sup>[21]</sup>结合 3D 基础模型和人体网格重建模型提出一个能够实现真实感渲染的无人机动态场景框架。Wu 等<sup>[22]</sup>在 3D Gaussian splatting(3D-GS)算法基础上引入时间维度,提出针对动态环境的 4D Gaussian splatting(4D-GS),实现三维重建。现有方法在海洋场景中由于特征稀少,以及在多无人机快速动态任务中由于视角差异和目标变化,往往难以实现完整而精确的建模。

针对现有方法在复杂动态环境下避障、队形保持和三维观测方面的局限,本文提出了多无人机协同避障与绕飞算法,并结合 4D Gaussian splatting 技术,实现对非合作目标的高精度三维重建。

## 1 任务描述

本文旨在海上作战场景实现无人机对敌方关键船只的精准观测并实现三维重建。为达到高效的任务效率和减少被敌方毁坏的可能,无人机需要躲避敌方无人机并实现对动态目标的追踪。

整体流程包括以下 4 个阶段:1)多无人机间的信息感知和共享捕捉目标和障碍物位置,并获得友机信息;2)针对捕捉的战场信息实现任务决策,自适应编队飞行,提高任务执行效率;3)轨迹规划用于实现对敌方障碍的规避、目标的持续追踪,以及编队的稳定保持;4)三维重建通过融合多视角观测数据,重建目标场景的几何结构与纹理信息,从而为后续分析与决策提供精确的三维模型支持。图 1 展示

了本文任务涉及关键技术结构图,从信息感知与任务决策出发,通过轨迹规划与编队队形控制,实现目标跟踪、绕飞观测和动态避障,并利用 4D Gaussian splatting 进行三维重建。

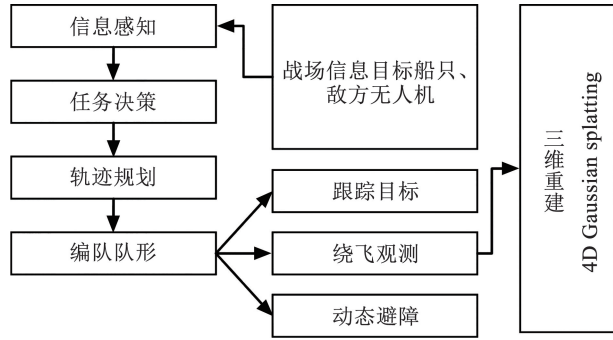


图 1 任务关键技术结构

Fig. 1 Framework of key technologies for the mission

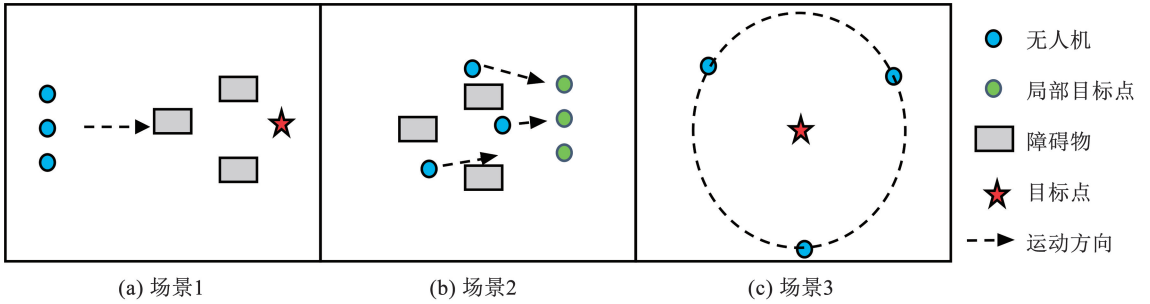


图 2 不同场景下的无人机编队队形

Fig. 2 UAV formation patterns in different scenarios

宗群等<sup>[2]</sup>指出 Leader-follower 法是目前最常用的编队控制方法。本文选定一个 Leader 无人机执行跟踪和绕飞算法, follower 无人机只需采取相应队形跟随算法。除此之外,所有无人机都有避障算法,这将在轨迹规划里详细介绍。所有无人机控制算法参考 Jacquet 等<sup>[23]</sup>提出的 NMPC 算法。优化问题总结如下:

$$\min \sum_{k=0}^N \|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{r,k}\|_Q^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \|\mathbf{u}_k - \mathbf{u}_{r,k}\|_R^2 \quad (1a)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{x}_0 = \mathbf{x}(t) \quad (1b)$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k), k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1c)$$

$$\underline{\mathbf{u}} \leq \mathbf{u}_k \leq \bar{\mathbf{u}}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1d)$$

式中:  $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k^T, \mathbf{v}_k^T, \boldsymbol{\eta}_k^T, \boldsymbol{\omega}_k^T] \in \mathbf{R}^{12}$ ,  $\boldsymbol{\eta}_k = [\varphi_k, \theta_k, \psi_k]^T$ ,  $\mathbf{u}_k = [\dot{f}_{k,1}, \dot{f}_{k,2}, \dot{f}_{k,3}, \dot{f}_{k,4}]$ 。其中:  $k$  为时间步,  $\boldsymbol{\eta}_k$ 、 $\boldsymbol{\omega}_k$  分别为无人机的姿态和角速度,  $\mathbf{p}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$  分别为无人机的位置和速度,  $f_k$  为无人机推力,  $\mathbf{x}_k$ 、 $\mathbf{u}_k$  分别为无人机状态和控制输入。式(1a)目的是使用最小的控制力,最小化与参考轨迹的偏差。式(1b)表示无人机初始状态。式(1c)、(1d)表示无人机动力学模型和

## 2 无人机协同绕飞与避障任务规划

### 2.1 编队队形设计

面向本文任务编队队形设计,需要保证无人机抵近过程快速靠近,便于避障;绕飞过程需要保证提高无人机观测性。

如图 2 所示,本文设计编队包括两类:1)一字形,保证无人机快速追踪目标;2)圆形,保证无人机高观测性。队形变换根据与目标和障碍物距离自动决策。当距离目标较远且附近没有障碍物,保持一字编队追踪抵近目标;当距离目标较远且周围有障碍物,无人机设定局部目标点保持一字编队,但在避障过程无需保证编队形状,提高避障性能同时又能快速恢复队形;当距离目标较近,转换为圆形编队。

控制输入限制。

在维持编队队形过程中,跟随无人机只需获取期望的位置,即可进行轨迹规划,轨迹点可表示为

$$\mathbf{p}_{\text{traj}} = (\mathbf{v}_{\text{leader}} + \mathbf{v}_0) \hat{\mathbf{d}} \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{p}_{\text{traj}}$  为无人机下一步路径点,由 NMPC 控制无人机到达;  $\mathbf{v}_{\text{leader}}$  为领航无人机速度,  $\mathbf{v}_0$  用于调节跟随无人机到达指定位置速度,  $\hat{\mathbf{d}}$  为此时跟随无人机与到达目标点的方向向量。本文设定  $F_a, F_b, F_c$ , 分别为图 2(a)~2(c) 3 种编队飞行模式。对于每个无人机, 3 种决策模式分别与无人机与障碍物距离和目标距离有关, 可以表示为

$$F = \begin{cases} F_b, & \|d_{\text{obs}}\| < r_1 \\ F_c, & \|d_{\text{goal}}\| < r_2 \\ F_a, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $F$  为无人机决策编队队形,  $r_1, r_2$  分别为预设值。  $r_1$  越小, 避障区域越小, 往往避障时间缩短, 但危险系数提高;  $r_2$  设定与绕飞半径有关, 本文设置比绕飞半径大  $\delta$  作为缓冲余量, 增强动态目标追踪绕飞的鲁棒性;  $d_{\text{goal}}, d_{\text{obs}}$  分别为无人机与目标和障碍物之间的距离。最终实现无人机集群自主变换队形。

## 2.2 轨迹规划

下面详细介绍领航无人机轨迹规划以及所有无人机都具备的避障算法设计。

首先,领航无人机在  $F_a$  编队模式下,需要引领所有无人机追踪动态目标。本文假设无人机已经获取目标位置和速度,可以得到无人机与目标之间的方向向量  $\hat{d}_{goal}$ 。领航无人机追踪轨迹表示为

$$P_a = (v_{goal} + v_1) \hat{d}_{goal} \quad (4)$$

式中:  $v_{goal}$  为目标速度,  $v_1$  为人为设定追踪速度, 本文取  $v_1 = 2 \text{ m/s}$ ;  $P_a$  为无人机在  $F_a$  编队模式下的路径点。

$F_b$  编队模式下, 本文改进 Ma 等<sup>[24]</sup> 提出的改进 RRT 算法, 提出 RT-RRTC, 如图 3 所示为该算法流程图, 采用 RRT-Connect 能够实现同时躲避动态障碍物和动态目标。RRT-Connect 每次有效路径形成后, 本文将第 1 个采样点, 即与根节点直接相连的采样点, 作为有效路径点, 并将该采样点作为新的根节点。下一次探索从新的根节点开始, 探索新的路径。此过程持续进行, 直到新的根节点到达目标范围。

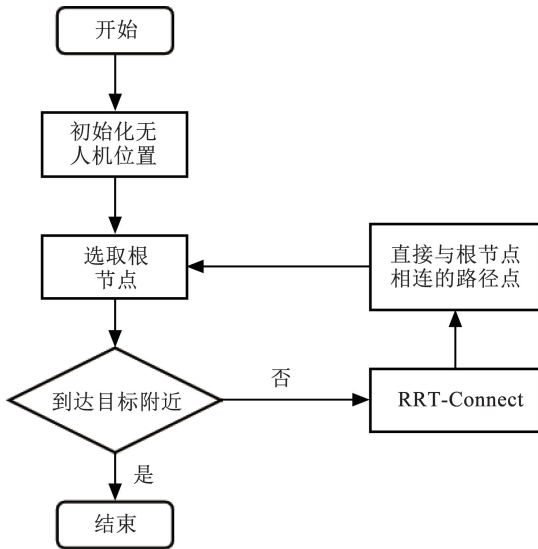


图 3 避障算法流程

Fig. 3 Flowchart of the obstacle avoidance algorithm

从图 3 中可以看出, RRT 探索根节点实际上就是无人机在  $F_b$  模式下的轨迹点  $P_b$ , RRT 会在无人机未来位置  $P_b$  作为起点进行探索, 这虽然提高了规划效率, 但如果无人机距离 RRT 探索起点太远容易导致路径过时, 与障碍物发生碰撞。因此本文环境下, 设定无人机与 RRT 探索点距离  $d_h < d_*$ , 否则不再选取新的根节点探索。  $d_*$  越大探索效率越高, 但是越容易与障碍物发生碰撞, 反之亦然。

除此之外, RRT 的探索范围和步长需要动态变

化。因为目标和障碍物均为移动情况, 传统 RRT 的规划算法效率低, 因此, Ma 等<sup>[24]</sup> 提出的算法中, 设计了根据无人机位置和目标自适应变化探索范围的算法, 本文称采用自适应调整探索范围与步长算法的 RRT 为 I-RRT。定义探索范围  $(P_x, P_y, P_z)$  可以表示为

$$\begin{cases} P_x = x_{strat} + r_s \sin(\theta) \cos(\psi) \\ P_y = y_{strat} + r_s \sin(\theta) \sin(\psi) \\ P_z = z_{strat} + r_s \cos(\theta) \end{cases} \quad (5)$$

式中: 俯仰角  $\theta \in (0, \pi)$ , 偏航角  $\psi \in (0, 2\pi)$ ,  $r_s$  正比于无人机与目标之间的距离,  $x_{strat}, y_{strat}, z_{strat}$  为无人机实际位置。从式(5)可以看出, 取值范围始终受到起始点和无人机与目标之间距离的约束。此外, 距离目标较远应该调大步长, 反之, 可以减小步长, 步长  $s$  设计可以表示为

$$s = \frac{d_0}{k_0} \quad (6)$$

式中:  $d_0$  为无人机与局部目标点距离,  $k_0$  为调节系数。

为保证脱离障碍物之后快速恢复  $F_a$  编队模式以及轨迹规划效率, 本文并不直接把敌方船只当作目标, 而是沿敌方船只中心连线方向, 选取离开障碍物群后距离为  $k_1$  的位置作为领航无人机的目标点。其余无人机的目标点则根据  $F_a$  编队位置确定, 通过这种设置, 最终的避障目标在保持  $F_a$  编队结构的同时, 避免了在无障碍物情况下仍进行不必要的避障规划, 从而提高了算法的运行效率。

$F_c$  编队模式下, 无人机需要执行绕飞观测。该过程相机始终朝向目标。通过无人机位置和目标位置即可计算出期望的偏航角  $\psi_{uav}$ , 可以表示为

$$\psi_{uav} = \arctan 2(y_{goal} - y_{uav}, x_{goal} - x_{uav}) \quad (7)$$

式中:  $(x_{goal}, y_{goal})$  为目标水平位置,  $(x_{uav}, y_{uav})$  为无人机实际位置。本文绕飞轨迹表达式分别表示为:

$$\theta(t) = \theta_0 + \omega t \quad (8)$$

$$x(t) = x_{goal} + r \cos(\theta(t)) \quad (9)$$

$$y(t) = y_{goal} + r \sin(\theta(t)) \quad (10)$$

$$z(t) = z_{goal} \quad (11)$$

式中:  $\theta_0$  为初始无人机与目标点的夹角,  $\omega$  为自定义的绕飞角速度,  $r$  为绕飞半径,  $(x(t), y(t), z(t))$  为  $F_c$  编队模式不同时间的路径点  $P_c$ 。

3 种模式下的路径点集合  $P_a, P_b$  和  $P_c$  最后都会发布给 NMPC 控制执行, 形成可执行的无人机轨迹。

### 2.3 三维重建

Mildenhall 等<sup>[25]</sup>提出的基于体渲染的 NeRF 三维重建算法存在训练慢、推理慢的缺点,实时性不够。面对动态场景,传统的 3D-GS 算法无法重建高质量图像,本文采用 Wu 等<sup>[22]</sup>提出的 4D-GS 算法,在三维高斯的基础上引入了时间维度,每个高斯不仅包含空间位置、形状和颜色等属性,还包含随时间变化的运动信息(如速度或轨迹)。图像重建的损失函数可以表示为

$$L = |\hat{I} - I| + L_w \quad (12)$$

式中: $\hat{I}$ 为预测图像, $I$ 为真实图像。 $|\hat{I} - I|$ 为像素差的绝对值,通常称为 L1 color loss。 $L_w$ 为总变差损失,用于约束生成图像的平滑性,抑制噪声或锯齿边缘。如图 4 所示展示了训练过程,从初始随机点(Iter 0)开始,随着迭代次数增加(Iter 3 000、Iter 20 000),场景逐渐清晰,物体结构和细节不断被优化并完整重建。

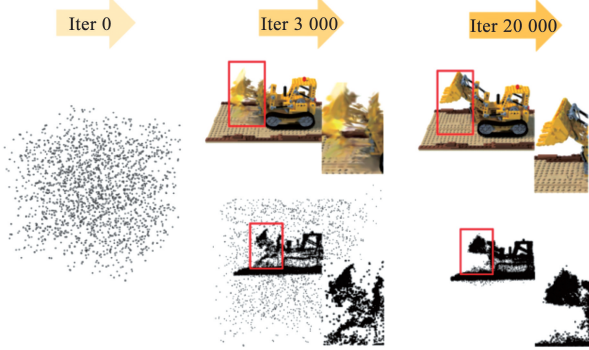


图 4 4D 高斯模型训练过程<sup>[22]</sup>

Fig. 4 Training process of the 4D Gaussian model<sup>[22]</sup>

## 3 实验

### 3.1 评价指标

Falanga 等<sup>[11]</sup>指出相机视野中心往往相机畸变引起的误差较小,且不容易丢失目标。为了评价绕飞观测过程拍摄质量,本文计算了目标中心在相机的像素位置以及其方差和均值。对于路径规划本文考虑避障的成功率和路径规划效率。除此之外,为了评价建模质量,本文使用如下 3 个评价指标:

1)峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR),衡量图像重建的峰值信噪比,值越高表示重建图像越接近原始图像,误差越小,定义如下:

$$S_{ME} = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (I(i,j) - \hat{I}(i,j))^2 \quad (13)$$

$$R_{PSN} = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{L^2}{S_{ME}} \right) \quad (14)$$

式中: $S_{ME}$ 为残差均方, $R_{PSN}$ 为峰值信噪比, $I$ 为原始图像, $\hat{I}$ 为重建图像, $H$ 、 $W$ 分别为图像高和宽, $L$ 为图像像素最大值。

2)结构相似性指数(structural similarity index, SSIM),衡量图像结构相似性、亮度和对比度保真度,值范围为  $[0, 1]$ ,越接近 1 表示越相似,定义如下:

$$M_{SSI}(I, \hat{I}) = \frac{(2\mu_I \mu_{\hat{I}} + C_1)(2\sigma_{\hat{I}} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{\hat{I}}^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{\hat{I}}^2 + C_2)} \quad (15)$$

式中: $M_{SSI}$ 为结构相似性指数, $\mu_I$ 、 $\mu_{\hat{I}}$ 分别为图像均值, $\sigma_I^2$ 、 $\sigma_{\hat{I}}^2$ 分别为图像方差, $\sigma_{\hat{I}}$ 为图像协方差, $C_1$ 、 $C_2$ 为稳定常数。

3)感知相似性(learned perceptual image patch similarity, LPIPS),基于感知特征的图像相似性指标,更符合人类视觉感知,值越小表示生成图像与原图在视觉上越相似,定义如下:

$$S_{LPIP}(I, \hat{I}) = \sum_l \frac{1}{H_l W_l} \sum_{h,w} w_l \odot (\phi_l(I)_{h,w} - \phi_l(\hat{I})_{h,w})^2 \quad (16)$$

式中: $S_{LPIP}$ 为感知相似性, $\phi_l(I)$ 为在深度网络某一层提取的特征, $w_l$ 为该层特征加权参数, $H_l$ 、 $W_l$ 分别为该层特征图尺寸。

### 3.2 实验环境设置

在 Ma 等<sup>[24]</sup>提出框架下,采用标准 RRT、I-RRT 算法作为路径算法分别称为 Dynamic-RRT 和 RT-RRT 作为对比算法,验证所提算法 RT-RRTC 的效率和成功率优于现有算法。本文设计了动态障碍物环境,分别有 3~12 个障碍物,如图 5 所示为本文算法在 12 个动态障碍物环境下躲避动态障碍物同时追踪动态目标示意图。

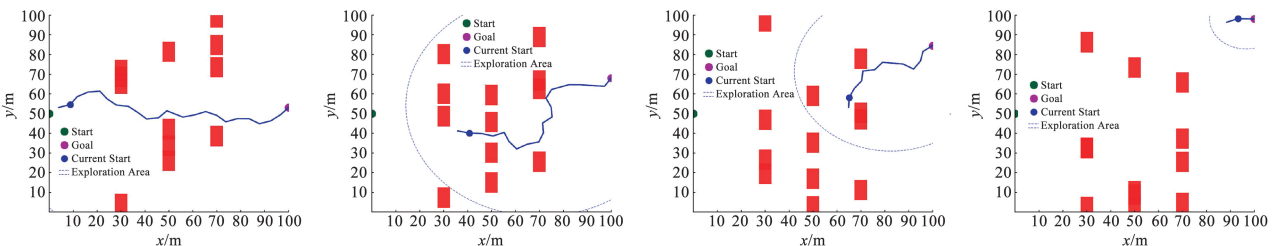


图 5 RT-RRTC 算法在不同时间步的目标追踪示意(从左到右时间递增)

Fig. 5 Visualization of the RT-RRTC algorithm tracking process at successive time steps (from left to right)

本文在 Gazebo 搭建了仿真环境,包括敌方目标船只和敌方无人机集群,均为动态。我方 3 架无人机组成无人机集群,模拟真实战场环境。目标是敌方无人机避开敌方无人机并成功抵近动态船只,实现绕飞观测,最后完成三维重建,场景图见图 6。实验中,敌方无人机总共有 11 架,沿  $x$  轴方向运动。目标船只 1 架,沿  $y$  轴方向移动。我方无人机 3 架,配备有摄像机和雷达。分别设置  $v_0 = 0.5 \text{ m/s}$ ,  $\delta = 2$ ,  $d_* = 2 \text{ m}$ ,  $k_0 = 10$ 。

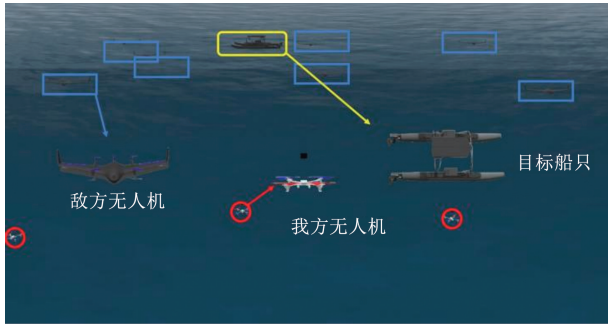


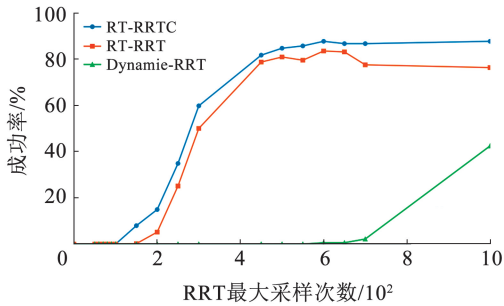
图 6 仿真环境示意

Fig. 6 Overview of the simulation environment

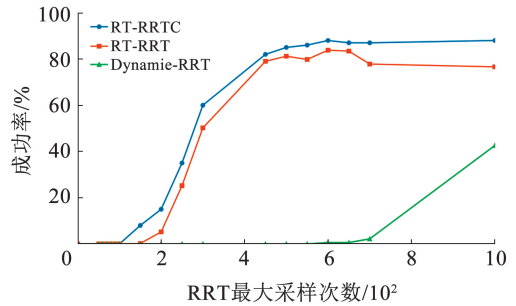
### 3.3 仿真试验结果

首先验证算法收敛性(图 7),验证了 RRT 采样次数对算法成功率影响,证明本文算法最后在障碍物个数分别为 6 与 12 均收敛到了成功率 80% 以上,且收敛速度较其他算法更快。除此之外,本文针对 RRT 最大循环次数即 RRT 执行最大次数对成功率影响做了分析(图 8),RT-RRTC 与 RT-RRT 收敛速度相近,均快于 Dynamic-RRT,且收敛成功率较好,均达到 80% 以上成功率。由此可以证明本文算法在障碍物与目标均为动态情境下具有可靠的探索能力和成功率。对于算法效率(表 1),本文进行了 500 次实验,文中算法在不同密度障碍物环境下均优于其他算法。

在 Gazebo 环境中,本文验证了不同情况下的无人机编队决策。如图 9 所示为仿真试验的验证场景,无人机按照图 2 中的模式进行自主决策改变编队队形。然后,本文验证了全流程无人机从追踪到避障再到绕飞的轨迹规划(图 10),红圈、蓝色框和红星与图 9 图注相同,分别表示我方无人机、敌方无人机和目标船只。



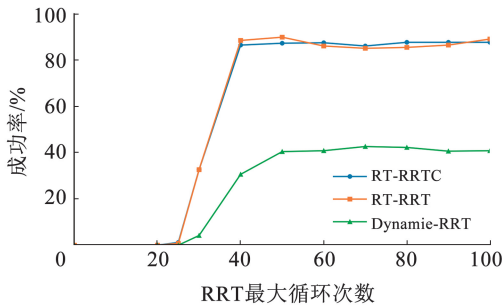
(a) 不同算法在6个动态障碍物条件下的成功率变化趋势



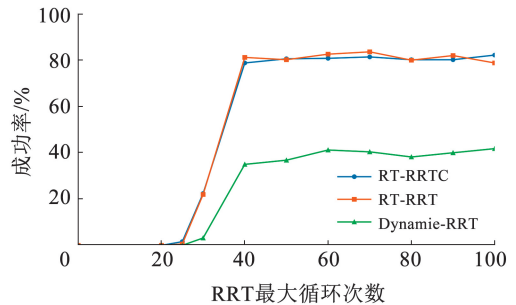
(b) 不同算法在12个动态障碍物条件下的成功率变化趋势

图 7 不同障碍物密度下算法成功率随最大采样次数变化的关系图

Fig. 7 Impact of maximum sampling iterations on the success rate of the algorithm under different obstacle densities



(a) 不同算法在6个动态障碍物条件下的成功率变化趋势



(b) 不同算法在12个动态障碍物条件下的成功率变化趋势

图 8 不同障碍物密度下算法成功率随最大循环次数变化的关系图

Fig. 8 Impact of maximum loop count on the success rate of the algorithm under different obstacle densities

表 1 不同路径规划算法的效率与成功率对比

Tab.1 Efficiency and Success rate comparison among various planning algorithms

| 规划算法        | 成功率/% (时间/s)      |                   |                   |
|-------------|-------------------|-------------------|-------------------|
|             | 障碍物数量 = 3         | 障碍物数量 = 6         | 障碍物数量 = 12        |
| Dynamic-RRT | 39.8(0.65)        | 43.6(0.67)        | 40.6(0.72)        |
| RT-RRT      | 93.2(0.08)        | 85.4(0.10)        | 80.0(0.14)        |
| RT-RRTC     | <b>94.0(0.03)</b> | <b>87.2(0.04)</b> | <b>81.2(0.07)</b> |

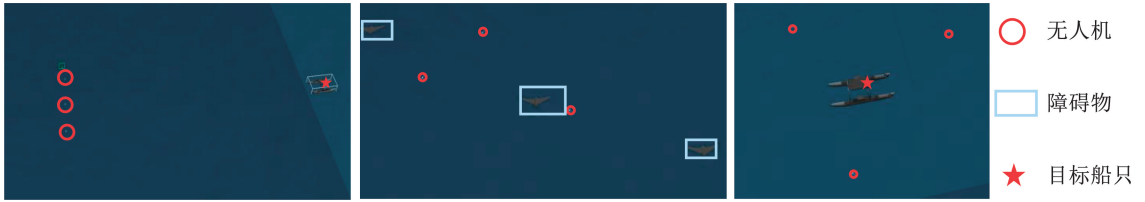


图 9 无人机自适应编队变换 Gazebo 验证

Fig.9 Adaptive UAV formation reconfiguration validated in Gazebo

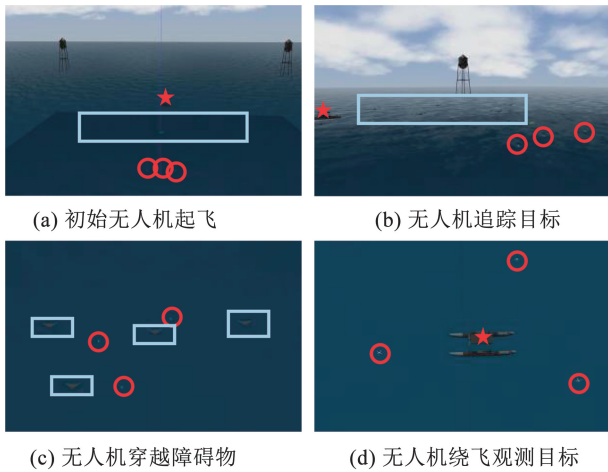


图 10 无人机轨迹规划全流程演示

Fig.10 Complete UAV trajectory planning pipeline

如图 11 所示, RViz 示意图中展示了无人机绕飞过程相机始终拍摄目标,图 11 中画出了无人机相机视野。目标中心在相机的位置以及均值和方差如图 12所示,相机中心位置为(0,0)。从图 12 可以看

出,无人机并没有丢失目标,并将移动目标保持在视野中央附近。

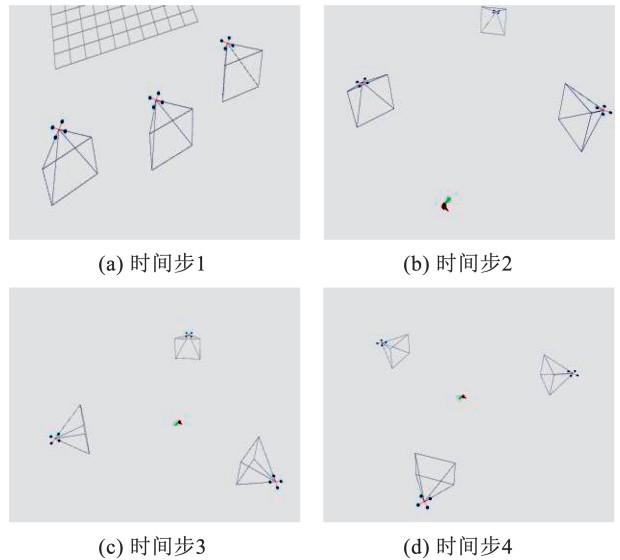


图 11 无人机绕飞过程 RViz 可视化

Fig.11 UAV flight around target visualized in RViz



图 12 绕飞过程目标中心在相机中的像素位置

Fig.12 Pixel coordinates of the target center in the camera during the flyaround

最后,将无人机拍摄数据进行三维重建,3架无人机单独重建结果以及多视角共同重建结果见图 13,图 13 中左边为原始图像,右边为建模图像。

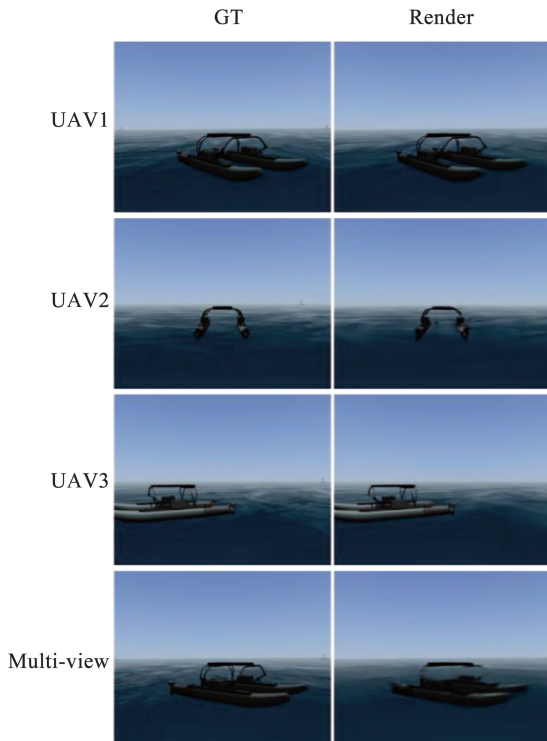


图 13 单视角与多视角三维重建结果

Fig. 13 Results of single-view and multi-view 3D reconstruction

评价指标见表 2,从表 2 可以看出,3D-GS 算法等传统算法在动态场景建模质量较差,部分视角无法进行建模(如“—”所示),这是因为动态场景物体处于移动导致建模难度增大。4D-GS 重建可以得到较好效果,PSNR 均超过了 30。虽然单架无人机重建质量较高,但由于其视角有限,完成绕飞所需时间较长,在有限时间内的覆盖率往往较低,本实验中单机覆盖率难以超过 50%。相比之下,多视角融合能够显著提高覆盖率,使建模更加完整。尤其在动态环境中,为实现对目标的完整建模,需要尽可能保证每一时刻的高覆盖率,因此多视角拍摄更有优势。

表 2 三维重建评价指标

Tab. 2 Evaluation criteria for 3D reconstruction

| 观测无人机 | 算法    | $M_{SSI} \uparrow$ | $R_{PSN} \uparrow$ | $S_{LPIP} \downarrow$ |
|-------|-------|--------------------|--------------------|-----------------------|
| UAV1  | 3D-GS | —                  | —                  | —                     |
|       | 4D-GS | 0.955 2            | 36.60              | 0.053 0               |
| UAV2  | 3D-GS | 0.924 1            | 30.14              | 0.120 4               |
|       | 4D-GS | 0.938 2            | 33.24              | 0.076 7               |
| UAV3  | 3D-GS | 0.889 5            | 27.51              | 0.160 4               |
|       | 4D-GS | 0.954 6            | 35.48              | 0.039 2               |
| 多视角   | 3D-GS | —                  | —                  | —                     |
|       | 4D-GS | 0.924 0            | 31.06              | 0.140 5               |

## 4 结论

1) 在海上作战环境中,无人机集群的编队设计至关重要。本文提出了快速跟踪编队和环绕观测编队,以实现无人机集群的快速目标跟踪与高覆盖率观测。实验结果表明,所设计的一字形跟踪编队与圆形环绕编队能够有效适应海上作战场景的复杂要求,并未丢失目标。

2) 当障碍物与目标均为动态时,这是海上作战环境的典型场景。本文设计的 RT-RRTC 避障算法在密集动态障碍物条件下的成功率超过 81.2%,其规划效率相较基线算法提升 2 倍。

3) 快速环绕观测目标是海上作战的重要需求。本文提出的环绕编队规划算法可确保无人机始终朝向目标,实现精确观测。在 4D Gaussian splatting 算法下,建模效果的 PSNR 超过 30。针对海洋环境中颜色、纹理等特征稀缺的情况,本文将进一步设计适应稀疏场景的建模算法,以克服传统方法在特征缺失环境下建模质量下降的限制。

## 参考文献

- [1] TULSIANI S, EFROS A A, MALIK J. Multi-view consistency as supervisory signal for learning shape and pose prediction[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 2897. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00306
- [2] 宗群,王丹丹,邵士凯,等.多无人机协同编队飞行控制研究现状及发展[J].哈尔滨工业大学学报,2017,49(3):1  
ZONG Qun, WANG Dandan, SHAO Shikai, et al. Research status and development of multi UAV coordinated formation flight control [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2017, 49(3): 1. DOI: 10.11918/j.issn.0367-6234.2017.03.001
- [3] 毛琼,李小民,王正军.基于规则的无人机编队队形构建与重构控制方法[J].系统工程与电子技术,2019,41(5):1118  
MAO Qiong, LI Xiaomin, WANG Zhengjun. Formation and re-formation control method for UAVs formation shape based on rules [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(5): 1118. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2019.05.26
- [4] ZHU Senqiang, WANG Danwei, LOW C B. Cooperative control of multiple UAVs for moving source seeking[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 74(1): 333. DOI: 10.1007/s10846-013-9899-2
- [5] 周末,孙海文,王亮,等.国外反无人机蜂群作战研究[J].指挥控制与仿真,2023,45(2):24  
ZHOU Mo, SUN Haiwen, WANG Liang, et al. Research on foreign anti-UAV swarm warfare [J]. Command Control & Simulation, 2023, 45(2): 24. DOI: 10.3969/j.issn.1673-3819.2023.02.004
- [6] 于澎,魏群炼,刘伟,等.“忠诚僚机”的现状和发展趋势及作战场景[J].现代防御技术,2025,53(3):23  
YU Peng, WEI Qunshuo, LIU Wei, et al. Current situation and development trends and operational scenarios of the “Loyal Wingman” [J]. Modern Defense Technology, 2025, 53(3): 23. DOI: 10.3969/j.issn.1009-086x.2025.03.003
- [7] JU Chunyu, LUO Qinghua, YAN Xiaozhen. Path planning using an improved A-star algorithm[C]//2020 11th International Conference

- on Prognostics and System Health Management (PHM - 2020 Jinan). Jinan: IEEE, 2020; 23. DOI: 10.1109/PHM-Jinan48558. 2020.00012
- [8] KARAMAN S, WALTER M R, PEREZ A, et al. Anytime motion planning using the RRT\* [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE, 2011; 1478. DOI: 10.1109/ICRA.2011.5980479
- [9] FAN Xiyu, LU Minghao, XU Bowen, et al. Flying in highly dynamic environments with end-to-end learning approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(4): 3851. DOI: 10.1109/LRA.2025.3547306
- [10] AGIRREBEITIA J, AVILÉS R, DE BUSTOS I F, et al. A new APF strategy for path planning in environments with obstacles[J]. Mechanism and Machine Theory, 2005, 40(6): 645. DOI: 10.1016/j.mechmachtheory.2005.01.006
- [11] FALANGA D, FOEHN P, LU Peng, et al. PAMPC: perception-aware model predictive control for quadrotors[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid: IEEE, 2019; 1. DOI:10.1109/IROS.2018.8593739
- [12] SINHA A, CAO Yongcan. Three-dimensional autonomous guidance for enclosing a stationary target within arbitrary smooth geometrical shapes [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6): 9247. DOI: 10.1109/TAES.2023.3315723
- [13] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKÜHLER T, et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering [J]. ACM Transactions on Graphics, 2023, 42(4): 1. DOI: 10.1145/3592433
- [14] TEED Z, DENG Jia. DeepV2D: Video to depth with differentiable structure from motion [EB/OL]. 2018; arXiv: 1812.04605. <https://arxiv.org/abs/1812.04605>
- [15] TEED Z, DENG Jia. DROID-SLAM: deep visual SLAM for monocular, stereo, and RGB-D cameras [C]//Neural Information Processing Systems. [S. l.]: [s. n.], 2021
- [16] WEI Xingkui, ZHANG Yinda, LI Zhuwen, et al. DeepSFM: structure from motion via deep bundle adjustment[M]//Computer vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020; 230. DOI: 10.1007/978-3-030-58452-8\_14
- [17] WANG Jianyuan, KARAEV N, RUPPRECHT C, et al. VGGsFM: visual geometry grounded deep structure from motion [C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2024; 21686. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.02049
- [18] KIM T, CHOI J, CHOI S, et al. Just a few points are all you need for multi-view stereo: a novel semi-supervised learning method for multi-view stereo [C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal: IEEE, 2022; 6158. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00612
- [19] YAO Yao, LUO Zixin, LI Shiwei, et al. MVSNet: depth inference for unstructured multi-view stereo [C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer, 2018; 785. DOI:10.1007/978-3-030-01237-3\_47
- [20] YU Zehao, GAO Shenghua. Fast-MVSNet: sparse-to-dense multi-view stereo with learned propagation and Gauss-Newton refinement [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020; 1946. DOI: 10.1109/cvpr42600.2020.00202
- [21] CHOI J, JUNG D, MAXEY C, et al. UAV4D: dynamic neural rendering of human-centric UAV imagery using Gaussian splatting [EB/OL]. 2025; arXiv: 2506.05011. <https://arxiv.org/abs/2506.05011>
- [22] WU Guanjun, YI Taoran, FANG Jiemin, et al. 4D Gaussian splatting for real-time dynamic scene rendering [C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2024; 20310. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01920
- [23] JACQUET M, CORSINI G, BICEGO D, et al. Perception-constrained and motor-level nonlinear MPC for both underactuated and tilted-propeller UAVS [C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris: IEEE, 2020; 4301. DOI: 10.1109/icra40945.2020.9197281
- [24] MA Jianliang, ZHANG Lele, YANG Jian, et al. Cognitive-based autonomous orbit of non-cooperative targets [C]//Cognitive Computation and Systems. Singapore: Springer, 2025; 222. DOI: 10.1007/978-981-96-7438-1\_20
- [25] MILDENHALL B, SRINIVASAN P P, TANCIK M, et al. NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis [EB/OL]. 2020; arXiv: 2003.08934. <https://arxiv.org/abs/2003.08934>

(编辑 张 红)