

非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术

靳啸龙, 侯博, 范志良, 尹中杰
(火箭军工程大学作战保障学院, 710025, 西安)

摘要: 针对现有无人机反制技术仅对无人机本体进行干扰拦截, 导致“治标而不治本”的问题, 提出了一种非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术。首先, 利用时间调制阵列天线信号测向方法测定非合作无人机地面站方位; 然后, 基于该方位信息使用透视投影计算地面站操作飞手在无人机挂载视觉设备中的投影尺寸; 最后, 重构轻量化目标检测网络, 并通过目标投影尺寸信息辅助的网络选择机制实现飞手的快速检测。仿真和实验结果表明: 所提技术可实现地面站及飞手的快速搜寻检测, 其中在无人机平台上单次测向平均用时 9.67 ms, 平均测向误差 1.08°; 对飞手目标的图像检测帧率平均提升了 52.98%, 重构目标检测网络参数量平均减少 59.6%, 浮点运算速度平均下降 37.7%。所提技术可为非合作无人机反制提供全新思路和方法。

关键词: 无人机反制; 信号测向; 时间调制阵列天线; 透视投影; 快速检测

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202507004 **文章编号:** 0253-987X(2025)07-0036-10

Rapid Search and Detection Technology for Non-Cooperative Unmanned Aerial Vehicle Ground Stations and Operators

JIN Xiaolong, HOU Bo, FAN Zhiliang, YIN Zhongjie
(School of Combat Supporting, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: To address the limitations of existing anti unmanned aerial vehicle (anti-UAV) technologies, which only focus on interfering with and intercepting UAVs themselves, resulting in a “symptomatic rather than fundamental” solution, a rapid search and detection technology aimed at non-cooperative UAV ground stations and operators is proposed. First, the direction of the non-cooperative UAV ground station is determined using a time-modulated array antenna signal direction-finding method. Then, based on this directional information, perspective projection is employed to calculate the projected size of the ground station operator in the UAV-mounted visual device. Finally, a lightweight target detection network is reconstructed, and a network selection mechanism assisted by target projection size information is implemented to achieve rapid operator detection. Simulation and experimental results demonstrate that the proposed technology enables fast search and detection of ground stations and operators. Specifically, the average single direction-finding time on the UAV platform is 9.67 ms, with an average direction-finding error of 1.08°. The image detection frame rate for operator targets is improved by an average of 52.98%, while the reconstructed target detection network reduces the parameter count by 59.6% and floating-point

operations per second by 37.7% on average. The proposed technology provides a novel approach and methodology for anti-UAV measures.

Keywords: anti unmanned aerial vehicle; signal direction finding; time-modulated array antenna; perspective projection; rapid detection

近年来,随着以商用无人机为代表的“低慢小”飞行器逐步普及^[1-4],由此带来的安全威胁也急剧增加。此类飞行器因其成本低廉、操作简便、获取便利等特点,被大量用于非法活动^[5]。大量国际冲突和局部战争表明,无人机已从恐怖袭击和偷拍监视工具上升为国家战争利器^[6-7]。

为应对日益严峻的无人机安全威胁,反无人机技术应运而生并得到了迅猛发展。然而,传统的无人机反制技术主要聚焦于对无人机本体的直接干扰和拦截,包括但不限于干扰阻断、导航诱骗和物理拦截等方法^[8-10],其中干扰阻断方法通过无线电切断无人机与地面站的通信进而导致无人机失控,导航诱骗方法通过伪造卫星导航信号以诱导无人机偏离轨迹并飞向反制方的期望地点,物理拦截方法则利用网枪和无人机拦截器直接捕获非合作无人机。上述技术在面对大规模、低成本的商用无人机威胁时,往往存在经济和效率上的不对等消耗问题,且无法从根本上阻止非法操作行为的再次发生。

为弥补无人机本体反制技术在整体安全防控体系中的不足,近年来研究者开始尝试探索无人机飞手的反制方法,然而该领域的研究尚不成熟。一种方法综合运用基于到达时间差、到达角、到达时间等参数进行探测,并通过干扰使得无人机自动返航进而分析其轨迹,获取无人机及飞手位置^[11]。然而,该方法具有显著的局限性:一是返航轨迹检测通常过程复杂且耗时较长,难以满足动态场景下对飞手位置快速探测的需求;二是无人机受到干扰后是否返航与无人机型号及软件设置相关,利用无人机的返航机制进行飞手位置估计未必可行。另一种方法通过机载和地面两个探测子系统协同工作,整合频谱和图像数据,实现对无人机及其飞手的监听、测向、识别和视频取证^[12]。但是该方法依赖地面载荷辅助实现飞手检测,机动性和搜索范围受到极大限制。

为从源头上实现对非合作无人机的有效管控,需要快速检测并精确定位其地面站及飞手。然而,依靠单一视觉技术对其进行搜寻检测几乎是难以完成的。若能够通过信号测向技术初步获取非合作无人机地面站发射的信号来向,再基于视觉技术对其

进行精确检测,则可大幅缩小搜寻范围、缩短搜寻时间。然而,这一方案也面临诸多关键技术挑战:首先,由于建筑、树木等地面附着物遮挡造成的多径效应等干扰因素使得在地面端难以实现无人机地面站信号的精确测向,并且传统的信号测向技术如多天线阵列^[13]和相位干涉^[14]技术无法在保证高精度、大带宽、低反应时间等特性的同时,兼顾硬件结构简单和较低的计算复杂度^[15],难以适配无人机平台;其次,现有基于深度学习的目标检测技术如 YOLO^[16]、SSD^[17]和 Faster R-CNN^[18]虽然在检测精度上取得了显著进展,但其计算复杂度高,难以在计算资源有限的无人机边缘计算模块上实时运行。此外,由于搜索范围大、目标尺寸小,目标检测算法通常需要处理高分辨率的图像帧,这导致检测效率大幅下降。为解决上述挑战,研究人员提出了多种优化方法如模型压缩^[19-21]、边缘计算^[22-24]和轻量级网络架构^[25-27]。现有研究主要聚焦于优化算法本身,未充分利用无人机平台的传感器所提供的信息。

针对上述挑战,本文提出了一种非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术,如图 1 所示。首先,使用搭载于合作无人机的单通道信号测向模块对非合作无人机地面站发射的信号进行方位估计,并据此调整云台姿态。其次,结合无人机的飞行参数,基于透视投影理论计算出目标飞手在图像中的大致尺寸。最后,通过这一尺寸信息,进一步选择针对性重构的轻量化网络模型,实现对特定尺寸目标

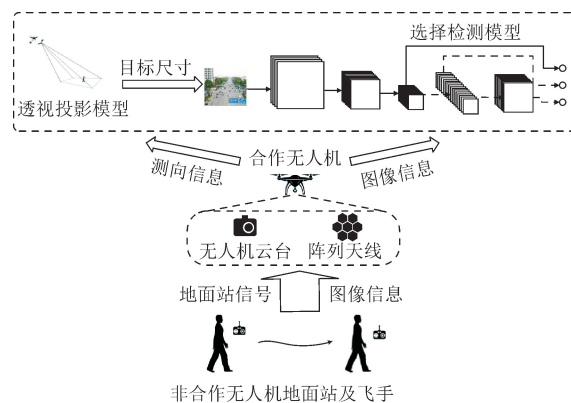


图 1 非合作无人机飞手快速搜寻检测技术示意图

Fig. 1 Schematic diagram of search and rapid detection technology for non-cooperative unmanned aerial vehicle operators

的快速高效检测。这种信号测向、透视计算与轻量化模型选择的三级联动机制,不仅可以避免盲目搜索目标导致的资源浪费,还能根据目标尺寸特征动态优化计算资源分配,从而在资源受限的无人机平台上实现高效率的飞手检测。该技术的核心在于实现了一种以信号测向引导图像检测的协同机制。

本文首先详细介绍基于时间调制阵列天线的单通道信号测向方法,阐释如何在无人机平台实现低硬件复杂度的高精度地面站信号方位测定;然后给出基于信号测向信息辅助的目标快速检测方法,包括透视投影目标尺寸估计、基于尺寸信息的轻量化网络选择机制;最后通过 3 个递进的实验验证所提技术的有效性。

本文的主要贡献包括以下几点。

(1) 将基于时间调制阵列天线的单通道信号测向方法应用于非合作无人机地面站信号来向测定,有效解决了因无人机平台负载和能耗受限而难以精准测向的问题,为基于无人机平台的轻量化测向系统提供了新的解决方案。

(2) 设计了一种基于透视投影理论的目标尺寸计算方法,利用无人机飞行参数和相机投影原理来计算飞手在拍摄图像中的投影尺寸。该方法综合无人机飞行高度、云台姿态及相机参数,能够准确计算不同飞行条件下飞手的可能尺寸。

(3) 提出了一种目标尺寸信息辅助的快速轻量化检测方法,通过重构网络架构并利用目标尺寸信息引入网络选择机制,实现目标检测速度的显著提升。仿真与实物实验表明,该方法可以在维持检测准确率几乎不变的情况下显著提升检测速度。

1 无人机地面站信号测向方法

为从根本上解决非合作无人机带来的安全威胁,需要通过信号测向方法初步获取飞手大致方位,为后续的目标检测方法提供必要的信息引导。然而,在复杂环境中,基于地面平台的测向方法需要克服多径效应、环境噪声和地形遮挡等大量干扰因素,此外,现有的测向方法难以在保证高精度、大带宽、低反应时间等特性的同时,兼顾硬件结构简单和较低的计算复杂度,导致精准的信号测向方法难以在资源受限的合作无人机平台实现。因此,本文基于无人机平台设计了一种基于时间调制阵列天线的非合作无人机地面站信号测向方法。该方法能够以较低的硬件复杂度实现较高的测向精度,且可同时对多个非合作目标实现精准的信号测向,从而快速定

位非合作无人机飞手。

本节将详细阐述基于时间调制阵列天线的非合作无人机地面站信号测向方法。该方法通过在时域对接收的无人机地面站信号进行时间调制,进而在频域上产生特定的谐波分量。这些谐波分量的特征与信号的入射方向密切相关,通过分析这些谐波特征,可以准确估计无人机地面站信号的到达方向,其测向原理如图 2 所示。

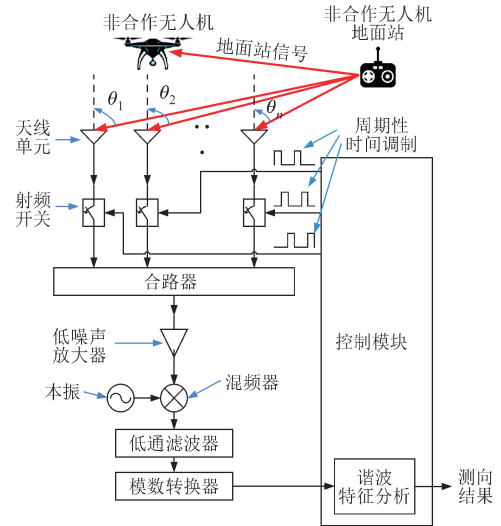


图 2 时间调制天线阵列测向原理图

Fig. 2 Principle diagram of time-modulated antenna array direction finding

考虑一个由 N 个阵元组成的线性阵列,阵元间距为 D 。设整个阵列的调制周期为 T_p ,对应的调制频率为 $F_p = 1/T_p$,每个通道的打开时间为 T_p/N ,则第 n 个单元通道上接收的非合作无人机地面站信号为

$$s_n(t) = U_n(t) \exp(j2\pi F_c t) \exp(-jKDn \sin \theta) \quad (1)$$

式中: $K = 2\pi/\lambda$ 为波数; θ 为入射信号方位角; D 为阵元间距; F_c 为载波频率; t 为当前时刻; n 为单元通道的索引; $U_n(t)$ 为周期性的门信号,其计算公式为

$$U_n(t) = \begin{cases} 1, & \frac{n-1}{N}T_p + lT_p < t \leq \frac{n}{N}T_p + kT_p \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: N 为阵元个数; l 为周期数。

由于 $U_n(t)$ 具有周期性特征,可以通过傅里叶级数展开为

$$U_n(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \alpha_{nk} \exp(j2k\omega_p t) \quad (3)$$

式中: $\omega_p = 2\pi/T_p$ 是调制角频率; α_{nk} 为第 n 个单元 k 次谐波系数,计算公式为

$$\alpha_{nk} = \frac{j}{2\pi k} [\exp(-jk\omega_p n\tau) - \exp[-jk\omega_p(n-1)\tau]] \quad (4)$$

式中: $\tau = T_p/N$ 为每个通道的打开时间。

通过上述设计,在低噪声放大器的输入端仅需要一个接收通道即可完成地面站信号测向任务,显著降低了硬件复杂度。单射频通道接收的第 k 次谐波是 N 个阵元上的第 k 次谐波的叠加,同时附加了相位信息 $nKD \sin \theta$,因此,单通道接收到的第 k 次谐波的系数为

$$\Gamma_k = \frac{1}{\pi k} \sin \frac{\pi k}{N} \frac{\sin Nu/2}{\sin u/2} \exp(j \frac{\pi k}{N}) \exp(-j \frac{N+1}{2} u) \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} u = \Delta\varphi + \frac{2\pi k}{N} = KD \sin \theta + \frac{2\pi k}{N} \\ u \neq 2m\pi, \quad m \in \mathbf{Z} \end{cases} \quad (6)$$

由式(5)可知,第 k 次谐波的幅度谱中包含了入射角信息。为提高测向精度,本文采用基于方差最小化的搜索策略。首先,计算相邻的两次谐波之比获得入射角方位信息,即

$$\left| \frac{\Gamma_{k+1}}{\Gamma_k} \right| = \left| \frac{k \sin \frac{u_k}{2} \sin[\pi(k+1)/N] \sin(Nu_{k+1}/2)}{(k+1) \sin(u_{k+1}/2) \sin(\pi k/N) \sin(Nu_k/2)} \right| \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} u_k = KD \sin \theta + \frac{2\pi k}{N} \\ u_{k+1} = KD \sin \theta + \frac{2\pi(k+1)}{N} \end{cases} \quad (8)$$

之后通过估计单通道接收到的无人机地面站信号的幅度谱,获得 Γ_{k+1} 和 Γ_k ,即可由式(7) 计算入射方位角 θ 。传统方法进行信号频谱估计时均存在谱泄漏问题,而本文基于多次谐波信息采用搜索的办法使得单个频率点估计更加准确。通过式(5)的分析可知, $-(N-1)$ 到 $(N-1)$ 次谐波的特性均可加以利用。

假设通过离散傅里叶变换(DFT)获取幅度谱 $(\Gamma_{-(N-1),meas}, \Gamma_{-(N-2),meas}, \dots, \Gamma_{-1,meas}, \Gamma_{1,meas}, \Gamma_{2,meas}, \dots, \Gamma_{(N-1),meas})$ 其中,使用下标 *meas* 表示测量值。经归一化处理后形成功率谱 $(\Xi_{-(N-1),meas}, \Xi_{-(N-2),meas}, \dots, \Xi_{-1,meas}, \Xi_{1,meas}, \Xi_{2,meas}, \dots, \Xi_{(N-1),meas})$ 。为减少 θ 的搜索范围,可以从归一化后的幅度谱上确定估值区间 $(\theta_{low}, \theta_{up})$,并代入式(5)中计算 k 次谐波系数 $\Xi_{k,meas}$,其中 *esti* 表示估计值,类似地,可推导出归一化功率

谱 $(\Xi_{-(N-1),esti}, \Xi_{-(N-2),esti}, \dots, \Xi_{-1,esti}, \Xi_{1,esti}, \Xi_{2,esti}, \dots, \Xi_{(N-1),esti})$

计算两个归一化功率谱的方差,当 θ 遍历 $(\theta_{low}, \theta_{up})$ 时,最终得到的方差最小的 θ 为入射方位角 θ_0 ,即 $\theta_0 = \theta \mid \min\{f(\theta) = \text{var}[(\Xi_{-(N-1),meas} - \Xi_{-(N-1),esti}), (\Xi_{-(N-2),meas} - \Xi_{-(N-2),esti}), \dots, (\Xi_{-1,meas} - \Xi_{-1,esti}), (\Xi_{1,meas} - \Xi_{1,esti}), (\Xi_{2,meas} - \Xi_{2,esti}), \dots, (\Xi_{(N-1),meas} - \Xi_{(N-1),esti})]\}$ (9)

综上,本节采用的基于时间调制的非合作无人机地面站信号测向方法通过时间调制减少了接收通道的数量,有效解决了传统测向系统在无人机平台部署时面临的硬件复杂度高、精度低等问题,并为后续快速检测方法提供了可靠的目标方位信息。

2 基于地面站信号测向信息的目标快速检测方法

本节详细阐述了一种利用地面站信号测向信息辅助实现快速目标检测的方法。该方法同样基于合作无人机平台实现,首先使用上述无人机地面站信号测向方法获取飞手方位信息;之后通过无人机云台获取飞行高度与姿态、拍摄角度以及相机参数等信息,结合透视投影理论,实现对目标实际尺寸的精确计算;最后重新构建检测特定尺寸范围的轻量化目标检测网络,并建立目标尺寸信息辅助的网络选择机制以实现快速检测。

2.1 目标尺寸估计

目标尺寸估计的原理如图 3 所示,该方法基于地面站信号测向信息和透视投影理论,计算非合作无人机飞手在画面中的投影面积占比,具体流程如下。

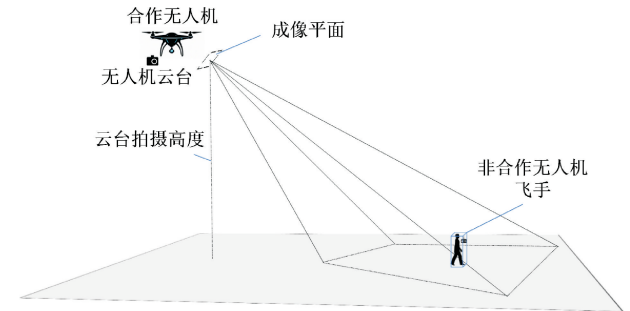


图 3 非合作无人机飞手尺寸计算原理图

Fig. 3 Non-cooperative UAV operator size calculation principle diagram

首先,合作无人机通过卫星导航系统与激光测距传感器获得自身的位置 $P_u(\lambda_u, \varphi_u, h_u)$,其中 λ_u 和 φ_u 分别表示经度和纬度, h_u 表示高度。目标相对于无人机的方位角 θ_a 和俯仰角 θ_e 。基于式(9) 计算。云

台参数包括俯仰角 θ_p 和航向角 θ_h 。相机参数包括焦距 f 与内参矩阵。

根据无人机的测向信息、飞行高度和自身的经纬度坐标,可计算目标的空间位置。目标的水平距离为

$$d_{\text{est}} = \frac{h_u}{\tan \theta_e} \quad (10)$$

之后,计算目标的中心底面坐标 $C(\lambda_t, \varphi_t, 0)$, φ_t 和 λ_t 的计算公式为

$$\begin{cases} \varphi_t = \varphi_u + \frac{d_{\text{est}} \cos \theta_a}{R} \\ \lambda_t = \lambda_u + \frac{d_{\text{est}} \sin \theta_a}{R \cos \varphi_u} \end{cases} \quad (11)$$

式中: R 是地球平均半径,约为 6 371 km。

为方便计算目标在图像中的投影范围,将目标定义为立方体,其 8 个顶点的中心底面坐标为

$$P_w = \left(\lambda_w \pm \frac{L}{2R \cos \varphi_w}, \varphi_w \pm \frac{W}{2R}, h \right) \quad (12)$$

式中: $h \in \{0, H\}$; $w \in \{0, 7\}$; L 、 W 和 H 分别是飞手(简化为立方体)的长、宽和高。

在此基础上,由于透视投影理论能够准确反映物体在三维空间中的位置和相对距离对其在图像平面上投影的影响,因此使用该理论模拟无人机云台相机的成像过程。该过程包括世界坐标到相机坐标的转换、透视投影计算和像素坐标转换。

对于已知大地坐标系中的目标点 P_w , 首先需要将其转换到以无人机为原点的东北天(ENU)坐标系中。具体而言,该转换过程首先需要使用下式计算目标与无人机之间的经纬度和高度差

$$(\Delta\varphi, \Delta\lambda, \Delta h) = (\varphi_t - \varphi_u, \lambda_t - \lambda_u, h_t - h_u) \quad (13)$$

为将经纬度差转换为实际的米制距离,需要在无人机所在位置处计算纬度和经度每弧度对应的距离。基于椭球模型计算子午圈曲率半径 M 和卯酉圈曲率半径 N , 公式为

$$\begin{cases} M = \frac{a(1 - \epsilon^2)}{\sqrt{(1 - \epsilon^2 \sin^2 \varphi_u)^3}} \\ N = \frac{a}{\sqrt{1 - \epsilon^2 \sin^2 \varphi_u}} \end{cases} \quad (14)$$

式中: a 是地球长半轴; ϵ 是第一偏心率。

目标在以无人机为原点的 ENU 坐标系中的坐标表示为

$$\mathbf{P}_{\text{enu}} = \begin{bmatrix} x_{\text{enu}} \\ y_{\text{enu}} \\ z_{\text{enu}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N \cos \varphi_u & 0 & 0 \\ 0 & M & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\lambda \\ \Delta\varphi \\ \Delta h \end{bmatrix} \quad (15)$$

其次,为将目标位置准确映射至相机的观测空间,需要将 ENU 坐标系中的位置向量 $\mathbf{P}_{\text{enu}}$ 通过旋转变换转换至相机坐标系,得到坐标

$$\mathbf{P}_c = \mathbf{R}(\mathbf{P}_{\text{enu}} - \mathbf{T}) \quad (16)$$

式中: $\mathbf{R}$ 是旋转矩阵; $\mathbf{T}$ 是平移向量。旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 用欧拉角即偏航角 ψ 、俯仰角 θ 、滚转角 φ 表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_x \mathbf{R}_y \mathbf{R}_z \quad (17)$$

各轴的旋转矩阵分别为

$$\begin{cases} \mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (18)$$

平移向量 $\mathbf{T}$ 是一个 3×1 的向量,表示相机光心在 ENU 坐标系中的位置,表示为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (19)$$

最后,对于相机坐标系中的点 $\mathbf{P}_{\text{ca}}(X_{\text{ca}}, Y_{\text{ca}}, Z_{\text{ca}})$, 通过式(20)所示的透视投影理论计算二维投影坐标,并使用式(21)利用相机内参矩阵将归一化坐标 (x', y') 转换得到的图像坐标 $\mathbf{p} = (u, v)$, 具体计算过程如下

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{\text{image}} = (x', y') = \left(\frac{fX_c}{Z_c}, \frac{fY_c}{Z_c} \right) \\ \left| \frac{X_c}{Z_c} \right| \leq \tan(\theta_h/2) \\ \left| \frac{Y_c}{Z_c} \right| \leq \tan(\theta_v/2) \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中: f_x 和 f_y 是 x 和 y 方向的焦距; c_x 和 c_y 是相机主点的像素坐标。

接着,对于目标的所有特征点,应用上述投影理论计算得到其在图像平面上的像素坐标集合 $P = \{(u_i, v_i) \mid i \in \{0, 7\}\}$ 。为了计算目标在图像中的投影面积,采用 Graham 扫描算法构建凸包点集 S , 得到目标的投影多边形。 S 的计算公式为

$$S = \{p_0\} \cup \{p_i : \forall j, k < i, \text{ccw}(p_j, p_k, p_i) > 0\} \quad (22)$$

式中: p_0, p_j, p_k, p_i 是集合 P 的点; p_0 是 y 坐标最小

的点,若存在多个,则取 x 坐标值最小的点; i, j, k 是点的索引,满足 $j < k < i$; $ccw(\cdot)$ 是逆时针测试函数,定义为

$$ccw(p_j, p_k, p_i) = (u_k - u_j)(v_i - v_j) - (u_i - u_j)(v_k - v_j) \quad (23)$$

至此,可得到目标投影多边形的面积

$$A_{\text{person}} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (u_i v_{i+1} - u_{i+1} v_i) \quad (24)$$

最后,得到投影面积占拍摄范围的比例

$$R_{\text{ratio}} = \frac{A_{\text{person}}}{A_{\text{image}}} \quad (25)$$

本节提出的目标尺寸估计充分利用非合作无人机地面站信号的测向信息以及合作无人机的飞行高度、经纬度和相机的参数信息,建立了从空间坐标到图像坐标的映射模型,能够在无需额外参照物的情况下,准确计算目标在图像中的尺寸比例,确保目标尺寸信息的可靠性。

2.2 目标尺寸信息辅助的快速轻量化检测

受无人机机载计算单元资源限制,基于深度学习的目标检测算法运行速度往往偏低,这导致无人机在动态环境中无法及时捕捉到目标的关键特征,进而错失目标。针对这一问题,本节设计了一种目标尺寸信息辅助的快速轻量化检测,通过重新构建检测特定目标尺寸的轻量化网络,并基于目标尺寸信息建立网络选择机制,显著提升检测效率。

本文以 YOLOv8 为基础网络架构进行改进,其原始结构如图 4 所示。在此基础上,结合式(25)计算得到的飞手目标面积占比信息,对网络结构进行系统性改进。具体而言,改进方案包含以下几个关键方面:首先,简化特征金字塔网络中的上采样过程,减少特征图的计算开销;其次,基于目标尺寸特征,选择性地删除对特定尺度目标检测贡献度较低的特征融合模块;最后,针对性地裁剪部分检测头,使网络模型能够专注于单一尺度特征的目标检测。这种结构优化方案不仅显著降低了网络的计算复杂度,而且保持了较高的检测精度。优化后的网络结构如图 5 所示,图中 SPPF 为一种改进的空间金字塔池化模型。

为充分使用上述构建的轻量化网络,本文设计了基于目标尺寸的网络选择机制,其选择准则如下

$$C(R_{\text{ratio}}) = \begin{cases} \frac{\lg(1/R_{\text{ratio}})}{\lg \epsilon}, & R_{\text{ratio}} \leq 1 \\ 0, & R_{\text{ratio}} > 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中: ϵ 为模型选择阈值。该准则通过对数变换,显著提高目标尺寸的敏感度,为模型选择提供粒度更

细的依据。基于此,网络选择机制设计为

$$M = \begin{cases} M_{\text{light}}, & C(R_{\text{ratio}}) > 1 \\ M_{\text{large}}, & C(R_{\text{ratio}}) \leq 1 \end{cases} \quad (27)$$

通过实时选择轻量化网络进行检测,能够在保持检测准确率基本不变的情况下,显著提高非合作无人机飞手的检测效率。

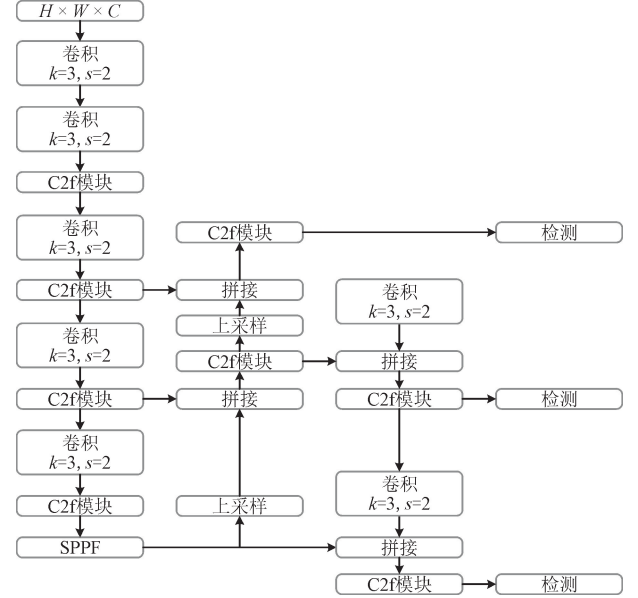


图 4 YOLOv8 模型结构

Fig. 4 YOLOv8 model architecture

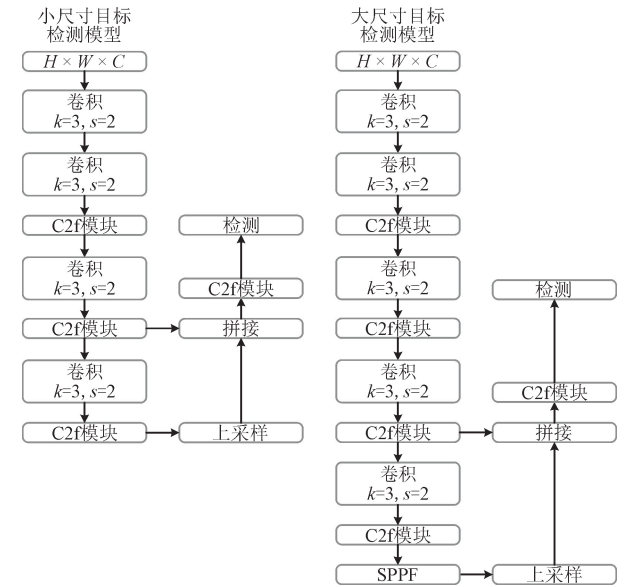


图 5 改进模型结构

Fig. 5 Optimized model architecture

3 实验验证

本节详细介绍了实验环境以及实验结果分析。由于目前针对飞手的反制方法极少,且其技术路线

与本文方法存在显著差异,故本文通过仿真与实物两类实验完成对两个方法的性能检验,实现系统级整体技术可行性的验证。其中,仿真实验重点验证本文所提优化模型在资源受限环境下目标检测准确率以及运行速率方面的性能表现。实物实验则分为两个相互关联的部分:第一部分信号测向实验验证单通道信号测向方法对于地面站信号的测向精度;第二部分目标检测实验将所提技术整体部署于无人机平台,检验“测向引导检测”机制在实际应用场景中对于飞手目标检测速度的提升效果。

上述 3 部分实验构成了一个完整的技术验证体系,旨在从单元到整体逐层验证所提技术的有效性。首先,仿真实验验证轻量化检测模型的基础性能,该部分实验既是对轻量化设计的展示,也是对算法可行性的验证,证明在精度略有降低的情况下,可获得显著的速度提升和资源节约。其次,信号测向实验验证测向模块是否能够快速提供足够精确的方位信息以指导目标检测。最后,目标检测实验验证所提技术整体在实际应用中所实现的检测效率的提升。

目标检测仿真实验的数据集来源于开源数据集 P-DESTRE^[28] 和 Visdrone^[29],其涵盖多样化场景下的行人图像,包括不同飞行高度和拍摄角度的样本。经过系统性处理,获得总计 10 768 张图片,其中训练集 9 125 张,验证集 1 013 张,测试集 630 张。

为全面评估目标检测模型性能,本研究采用多种评估指标。精确度是基础评估参数,用来衡量模型在正类预测中的准确性。均值平均精度被用作关键性能指标,特别是 50% 交并比下的均值平均精度,能够有效平衡定位精度与分类准确性,可为模型性能提供更全面的评估基准。

模型的复杂度评估主要通过参数量和浮点运算速度两个维度进行。参数量反映模型的空间复杂度和规模,较大的参数量通常意味着更复杂的模型结构和更高的存储需求。浮点运算速度则代表模型每秒可处理的数值计算量,这对于评估模型在资源受限环境下的部署效率具有重要意义。

在实时性能评估方面,帧率是一个核心指标,它直接反映了模型处理视频流或图像序列的响应速度。对于非合作无人机飞手检测这类要求快速反馈的应用场景,较高的帧率能够确保模型及时提供检测结果,从而满足实际应用需求。通过对各项评估指标的综合应用,能够有效反映所提方法在多维度的性能表现。

3.1 仿真验证

仿真实验在 NVIDIA Jetson Orin NX 边缘计算

模块上完成,如图 6 所示。该模块配备了 8 核 Arm Cortex-A78AE v8.2 CPU、1 024 核 NVIDIA Ampere 架构 GPU 以及 16 GB LPDDR5 内存。软件环境基于 Ubuntu 20.04 LTS 操作系统构建,采用 PyTorch 2.0.0 作为深度学习框架,并结合 CUDA 11.4 和 cuDNN 8.2.1,以充分利用 GPU 的并行加速性能。该实验旨在验证改进模型准确率的保持和检测速率的提升。

对数据集中行人目标尺寸进行统计,结果如图 7 所示。由图 7 可见,94.93% 的行人目标面积占比集中在 1.00% 以下,而其中 65.53% 的行人目标面积占比在 0.10% 以下。基于该分布特征,本实验将 0.10% 设定为基于目标尺寸的网络选择机制中的模型选择阈值。



图 6 NVIDIA Jetson Orin NX 边缘计算模块
Fig. 6 NVIDIA Jetson Orin NX edge computing module

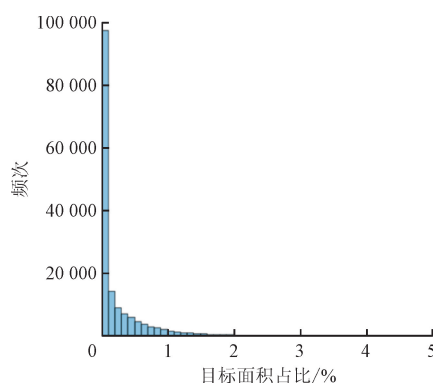


图 7 目标面积占比分布图
Fig. 7 Distribution map of target area proportions

针对小尺寸目标检测的结果如表 1 所示,改进后的模型在执行检测任务时展现出显著的性能提升,检测帧率从 8.03 帧/s 提升至 12.07 帧/s,提升约 50.3%;参数量由 11 139 470 降至 1 964 026,减少了 82.3%;浮点运算速度从 28.666×10^9 次/s 降至 16.827×10^9 次/s,降低约 41.3%。虽然准确率

从70.9%略微下降至66.9%,50%交并比下的均值平均精度从55.1%下降至50.6%,但检测速度和计算资源消耗的改善则更加显著。

针对大尺寸目标的检测结果如表2所示,可见改进模型同样展现了显著的提升性能效果。检测帧率从8.45帧/s提升至12.77帧/s,提升了约51.1%;

参数量由11 135 987减少至7 040 573,降低了36.8%;浮点运算速度从 28.647×10^9 次/s降至 18.868×10^9 次/s,减少了34.1%。同时,准确率仅从83.6%小幅下降至79.5%,50%交并比下的均值平均精度从77.4%下降至75.0%。表明模型在保持较高检测精度的同时实现了显著的性能优化。

表1 小尺寸目标检测模型对比

Table 1 Small object detection model evaluation

模型	平均帧率/(帧·s ⁻¹)	浮点运算速度/(10 ⁹ 次·s ⁻¹)	参数量	准确率/%	50%交并比下的均值平均精度/%
基线模型	8.03	28.666	11 139 470	70.9	55.1
本文模型	12.07	16.827	1 964 026	66.9	50.6

表2 大尺寸目标检测模型对比

Table 2 Large object detection model evaluation

模型	平均帧率/(帧·s ⁻¹)	浮点运算速度/(10 ⁹ 次·s ⁻¹)	参数量	准确率/%	50%交并比下的均值平均精度/%
基线模型	8.45	28.647	11 135 987	83.6	77.4
本文模型	12.77	18.868	7 040 573	79.5	75.0

综上所述,实验结果充分证明了本文所提目标尺寸信息辅助轻量化检测方法的有效性。基于目标尺寸信息,通过重构网络结构以及相应的网络选择机制,在显著提升检测速度的同时,实现了模型参数量和计算量的大幅优化。特别是在无人机机载资源受限的边缘计算平台上,本文改进方法具有较强的实用价值,能够在有效提升边缘设备的目标检测性能的同时,保持较高的检测精度。

3.2 实验验证

实验验证包括信号测向实验和目标检测实验两部分。其中,信号测向实验在微波暗室中进行,主要目的是评估本文采用的时间调制阵列天线技术在检测无人机遥控信号方位时的精度与响应速度,实验场景如图8所示。测试所用的单通道测向模块如图9所示。实验按照10°间隔采集样本点,采集范围为0~80°。经测试,测向结果与真实值误差最大值为

2.2°,平均测向误差为1.08°,如图10所示。可以看出,平均检测时间为9.67 ms,可以为无人机平台提供实时准确的飞手方位信息。

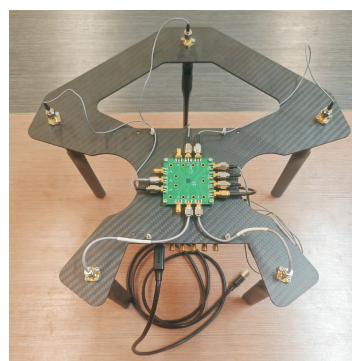


图9 单通道测向模块

Fig. 9 Single-channel direction finding module

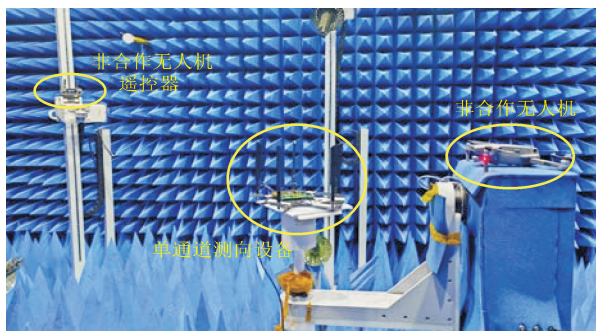


图8 信号测向实验场景

Fig. 8 Experimental scenarios for signal direction finding

目标检测实验基于DJI M350专业无人机平台开展,如图11所示。该平台集成了NVIDIA Jetson Orin NX边缘计算模块、H20云台以及前述验证的单通道信号测向模块。实验平台完整实现了本文提出的“测向引导检测”工作机制,即信号测向模块快速获取地面站信号方位,随后相机获取目标区域图像并结合透视投影计算当前目标尺寸,最后边缘计算模块选择并执行轻量化目标检测算法。本实验的核心目标是验证所提技术在实际应用场景中的目标搜寻性能。通过与基线模型进行对比,全面评估所提技术在飞手目标检测速率方面的提升。

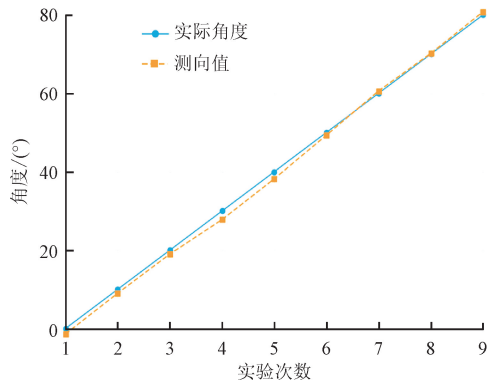


图10 测向值与真实角度对比

Fig. 10 Comparison between direction finding values and true angles

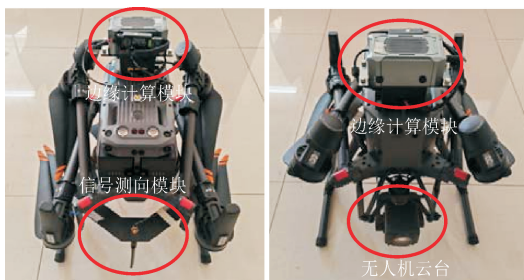


图11 实验用无人机

Fig. 11 Experimental drone

实验过程中,无人机按照预设航线执行自主飞行任务,同时进行实时目标检测。实验分别采用YOLOv8基线模型和本文提出的非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术进行对比测试,重点分析目标检测帧率,结果如图12所示。可以看出,本文提出的非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术平均实现了52.98%的帧率提升,展示了其在实际应用环境中的可用性。

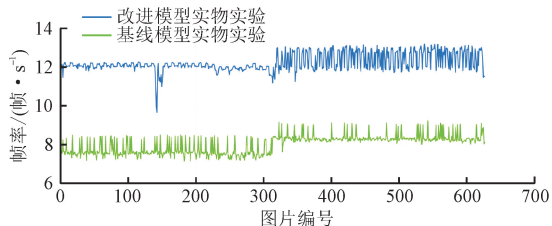


图12 检测速度对比

Fig. 12 Detection speed comparison

综上所述,实物实验结果充分证明了本文提出的非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术能够有效实现无人机端目标检测的加速,同时保持较高的检测精度。这对于提高非合作无人机飞手检测效率具有重要意义。

4 结 语

针对现有无人机防控手段“治标而未治本”的难题,本文提出了一种非合作无人机地面站及飞手快速搜寻检测技术。该技术通过基于时间调制阵列天线的信号测向方法,在无人机负载与能耗受限的情况下实现高精度地面站信号测向。同时,结合透视投影理论,为目标检测提供了可靠的先验信息,有效提升了检测速度。实验结果表明,该技术能在无人机平台上实现实时可靠的飞手搜寻检测任务,可为非法无人机防控提供了一种源头治理的新方案。

参考文献:

- [1] 陈谋, 马浩翔, 雍可南, 等. 无人机安全飞行控制综述 [J]. 机器人, 2023, 45(3): 345-366.
CHEN Mou, MA Haoxiang, YONG Kenan, et al. Safety flight control of UAV: a survey [J]. Robot, 2023, 45(3): 345-366.
- [2] MESÍAS-RUIZ G A, BORRA-SERRANO I, PEÑA J M, et al. Weed species classification with UAV imagery and standard CNN models: assessing the frontiers of training and inference phases [J]. Crop Protection, 2024, 182: 106721.
- [3] GAO Yuxi, CAO Hongbin, CAI Weiwei, et al. Pixel-level road crack detection in UAV remote sensing images based on ARD-Unet [J]. Measurement, 2023, 219: 113252.
- [4] ZENG Yong, ZHANG Rui. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747-3760.
- [5] RUGO A, ARDAGNA C A, IOINI N E. A security review in the UAVNet era: threats, countermeasures, and gap analysis [J]. ACM Computing Surveys, 2022, 55(1): 21.
- [6] XING Zehua, HU Shengbo, DING Ruxuan, et al. Multi-sensor dynamic scheduling for defending UAV swarms with Fresnel zone under complex terrain [J]. ISA Transactions, 2024, 153: 57-69.
- [7] SARIKAYA B S, BAHTIYAR S. A survey on security of UAV and deep reinforcement learning [J]. Ad Hoc Networks, 2024, 164: 103642.
- [8] ZHANG Tao, LU Ruitao, YANG Xiaogang, et al. UAV hunter: a net-capturing UAV system with improved detection and tracking methods for anti-UAV defense [J]. Drones, 2024, 8(10): 573.
- [9] KIM S G, LEE E, HONG I P, et al. Review of inten-

- tional electromagnetic interference on UAV sensor modules and experimental study [J]. *Sensors*, 2022, 22(6): 2384.
- [10] 尹中杰, 侯博, 靳啸龙, 等. 面向阵列天线抗干扰无人机的隐蔽诱骗方法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2025, 47(2): 633-640.
- YIN Zhongjie, HOU Bo, JIN Xiaolong, et al. Covert spoofing method for anti-jamming UAV with array antenna [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2025, 47(2): 633-640.
- [11] 北京锐士装备科技有限公司. 一种多手段结合的无人机飞手定位方法及系统: CN202210539482. 2 [P]. 2023-04-11.
- [12] 成都数航科技有限公司. 一种基于空地协同的高可靠无人机探测系统及其工作方法: CN202410507496. 5 [P]. 2024-07-26.
- [13] OH M, LEE Y S, LEE I K, et al. Simultaneous correlative interferometer technique for direction finding of signal sources [J]. *Sensors*, 2023, 23(21): 8938.
- [14] DAI Junyan, TANG Wankai, WANG Manting, et al. Simultaneous in situ direction finding and field manipulation based on space-time-coding digital metasurface [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2022, 70(6): 4774-4783.
- [15] 林昱龙, 王无忌, 武军伟, 等. 基于复合基线时间调制阵列的单通道高精度测向系统 [J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(5): 2028-2035.
- LIN Yulong, WANG Wuji, WU Junwei, et al. High-precision direction finding based on time modulation array with single radio frequency channel and composite Baselines [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(5): 2028-2035.
- [16] CHEN Chunling, ZHENG Ziyue, XU Tongyu, et al. Yolo-based UAV technology: a review of the research and its applications [J]. *Drones*, 2023, 7(3): 190.
- [17] SAFADINHO D, RAMOS J, RIBEIRO R, et al. UAV landing using computer vision techniques for human detection [J]. *Sensors*, 2020, 20(3): 613.
- [18] LI Ruoxian, YU Jiayong, LI Feng, et al. Automatic bridge crack detection using Unmanned aerial vehicle and Faster R-CNN [J]. *Construction and Building Materials*, 2023, 362: 129659.
- [19] ZENG Shuang, YANG Wenzhu, JIAO Yanyan, et al. SCA-YOLO: a new small object detection model for UAV images [J]. *The Visual Computer*, 2024, 40(3): 1787-1803.
- [20] LIU Xihao, WANG Chengbo, LIU Li. Research on pedestrian detection model and compression technology for UAV images [J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9171.
- [21] YANG Xiaofei, DEL REY CASTILLO E, ZOU Yang, et al. UAV-deployed deep learning network for real-time multi-class damage detection using model quantization techniques [J]. *Automation in Construction*, 2024, 159: 105254.
- [22] HERNÁNDEZ D, CECILIA J M, CANO J C, et al. Flood detection using real-time image segmentation from unmanned aerial vehicles on edge-computing platform [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(1): 223.
- [23] BEMPOSTA R S, GHISLER S, FERNÁNDEZ-ANDRÉS J, et al. Implementation of an edge-computing vision system on reduced-board computers embedded in UAVs for intelligent traffic management [J]. *Drones*, 2023, 7(11): 682.
- [24] CHENG Qianqing, WANG Hongjun, ZHU Bin, et al. A real-time UAV target detection algorithm based on edge computing [J]. *Drones*, 2023, 7(2): 95.
- [25] HUA Wei, CHEN Qili, CHEN Wenbai. A new lightweight network for efficient UAV object detection [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 13288.
- [26] MIN Xuanlin, ZHOU Wei, HU Rui, et al. LWUAV-Det: a lightweight UAV object detection network on edge devices [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(13): 24013-24023.
- [27] LIU Ziye, CHEN Chen, HUANG Ziqin, et al. A low-cost and lightweight real-time object-detection method based on UAV remote sensing in transportation systems [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(19): 3712.
- [28] KUMAR S V A, YAGHOUBI E, DAS A, et al. The P-DESTRE: a fully annotated dataset for pedestrian detection, tracking, and short/long-term re-identification from aerial devices [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021, 16: 1696-1708.
- [29] DU Dawei, ZHU Pengfei, WEN Longyin, et al. Vis-Drone-DET2019: the vision meets drone object detection in image challenge results [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 213-226.

(编辑 亢列梅)