

# 无人机地面搜救目标感知与定位信息传输技术研究

杨可用\*, 申毅, 曾杨飞, 张源, 杨雨洁

湖南工商大学智能工程与智能制造学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2026年4月20日; 录用日期: 2026年5月13日; 发布日期: 2026年5月21日

## 摘要

为解决无人机地面搜救目标感知不准、定位信息传输易中断难题, 本文开展无人机地面搜救目标感知与定位信息传输技术研究。结合应急搜救场景需求优化目标感知识别策略, 提升地面搜救目标定位精度, 同时设计适配无人机自组网的低功耗抗干扰传输方案, 有效降低传输丢包率与时延, 搭建仿真平台完成性能验证。结果表明, 所提技术有效提升感知定位准确率与信息传输可靠性, 满足应急搜救实时通信需求, 为无人机搜救技术工程化落地提供重要理论与实践参考。

## 关键词

无人机, 应急搜救, 目标感知, 定位信息传输, 低功耗抗干扰

## Overview of Research on UAV Ground Search and Rescue Target Perception and Positioning Information Transmission Technology

Keyong Yang\*, Yi Shen, Yangfei Zeng, Yuan Zhang, Yujie Yang

School of Intelligent Engineering and Intelligent Manufacturing, Hunan University of Technology and Business, Changsha Hunan

Received: April 20, 2026; accepted: May 13, 2026; published: May 21, 2026

## Abstract

In order to solve the problem of inaccurate perception of UAV ground search and rescue targets and

\*通讯作者。

文章引用: 杨可用, 申毅, 曾杨飞, 张源, 杨雨洁. 无人机地面搜救目标感知与定位信息传输技术研究[J]. 无线通信, 2026, 16(2): 17-31. DOI: 10.12677/hjwc.2026.162002

easy interruption of positioning information transmission, this paper carries out research on UAV ground search and rescue target perception and positioning information transmission technology. Optimize the target perception and identification strategy in combination with the needs of emergency search and rescue scenarios, improve the accuracy of ground search and rescue target positioning, and design a low-power anti-interference transmission scheme adapted to the UAV self-assembly network, effectively reduce the packet loss rate and delay of transmission, and build a simulation platform to complete the performance verification. The research results show that the proposed technology effectively improves the accuracy of perception and positioning and the reliability of information transmission, meets the real-time communication needs of emergency search and rescue, and provides an important theoretical and practical reference for the engineering landing of UAV search and rescue technology.

## Keywords

UAV, Emergency Search and Rescue, Target Perception, Positioning Information Transmission, Low Power Consumption Anti-Interference

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

近年来,自然灾害、野外事故、人员失联等突发应急事件频发,对地面搜救体系的响应速度、作业覆盖范围与目标识别精准度提出严苛要求[1]。传统地面搜救模式受复杂地形、恶劣环境及视野局限制约,存在搜寻效率低、覆盖范围有限、目标发现滞后等问题,难以适配现代应急救援“快速响应、精准处置”的核心需求。无人机凭借机动灵活、部署便捷、视野开阔及零人员伤亡风险等优势,已成为应急搜救核心装备,相关技术研发与工程应用成为国内外研究热点[2]。

然而,无人机地面搜救作业中,目标感知与定位精度不足、定位信息传输可靠性偏低,成为制约搜救效能的两大核心瓶颈[3]。现有研究多围绕单一目标检测算法优化或自组网传输协议改进展开,但实际复杂场景下,各技术模块孤立化、碎片化,导致系统整体效能受限:感知定位层面,光照突变、目标遮挡等易造成算法精度不足、误检漏检率高;信息传输层面,公网缺失、地形遮挡及同频干扰易引发传输中断、时延过大[4],阻碍救援指令交互与决策闭环。

针对上述痛点,本文提出并验证了面向无人机搜救的多模态感知融合、组合导航定位与异构网络协同传输的系统性方案。该方案构建端到端集成系统,打破感知、定位与传输壁垒:通过多模态融合感知强化复杂环境目标识别,结合组合导航提升定位精度与稳定性;引入异构网络协同传输,实现无基础设施下搜救数据高可靠、低时延回传。本文通过架构设计、原理阐释与性能验证,攻克“感知不准、传输不稳”瓶颈,为提升应急搜救效率与成功率提供系统级理论支撑与实践借鉴。

## 2. 无人机地面搜救相关理论与技术基础

### 2.1. 无人机地面搜救系统整体架构

无人机地面搜救系统通过构建一个“感知-传输-决策-执行”的闭环智能控制体系,以实现空中与地面资源的高效协同。该体系主要由三个功能层级构成。感知层集成可见光相机、红外热成像仪、合成孔径雷达等多维传感器,实现全天候环境与目标信息获取[5]。传输层依托无人机自组网技术,具备动

态拓扑构建、多跳中继与抗毁能力，保障信息在复杂环境下的可靠传输[6]。决策层基于深度学习、强化学习等智能算法，完成目标识别、态势评估与协同规划，形成闭环控制指令。三层架构紧密耦合，有效提升搜救任务的整体效能。该三层架构的紧密耦合，构成了从环境感知到智能决策的完整自动化流程，从而显著提升了搜救行动的效率与成功率[7]。

## 2.2. 目标感知与定位核心技术原理

### 2.2.1. 多模态融合感知技术

在丛林、夜间、雨雾等复杂地面搜救场景中，依赖单一传感器存在显著的局限性。多模态融合感知技术通过综合利用不同物理特性的传感器如可见光与红外，并采用信息融合算法，能够有效增强系统在恶劣工况下的鲁棒性与目标检测概率。

可见光感知主要基于 YOLOv5、Faster R-CNN 等深度学习模型，对获取的图像数据进行实时处理，以完成对地面人员、车辆等特定目标的检测、分类与初步定位。其探测过程不受可见光条件制约，因而在夜间、雾天或存在部分遮挡的环境下，对生命体征探测与热源定位具有不可替代的价值[7]。为解决不同传感器可信度差异及冲突信息问题，常采用 Dempster-Shafer 证据理论进行决策级融合。该理论通过基本概率分配函数表达各传感器对目标识别命题的支持程度，并利用 Dempster 组合规则合成多源证据，得到融合后的置信度，从而做出更可靠的最终决策。其感知模型的核心思想可表述为综合提升整体检测概率[8]。

### 2.2.2. 视觉-惯性组合导航定位技术

在 GPS 信号拒止、微弱或受欺骗的复杂搜救环境中，视觉-惯性组合导航成为实现无人机自主精确定位的关键技术。视觉 SLAM 技术使无人机能够仅依靠机载相机，同步完成自身运动状态估计与环境地图构建。以 ORB-SLAM 为代表的特征点法，通过提取和匹配图像中的 ORB 特征点来计算相机运动，进而构建场景的稀疏或半稠密地图[9]。惯性测量单元则通过提供高频的角速度与加速度数据，可在短时间内高精度地推算机体运动，但其误差会随时间累积而产生漂移。

为克服上述缺陷，视觉-惯性紧耦合方案被广泛采用。该方案将 IMU 的预积分结果与视觉特征点的重投影误差共同纳入一个非线性优化框架如图优化或扩展卡尔曼滤波中。视觉信息能够有效校正 IMU 的累积漂移，而 IMU 数据则为视觉里程计提供了短时的运动先验，甚至在相机图像模糊或特征缺失时也能维持短时的运动预测。此融合机制使得无人机即使在 GPS 拒止环境下，仍能实现亚米级乃至更高精度的自主定位。

### 2.2.3. 异构网络协同传输技术

可靠的通信链路是确保感知数据、定位信息及控制指令得以实时、准确传输的保障。无人机地面搜救系统的传输层需应对高动态拓扑、有限带宽及复杂电磁干扰等挑战。无人机自组网使得多架无人机能够动态构建一个无需依赖固定基础设施的移动自组织网络。在该网络中，每架无人机均可充当终端或中继节点，通过多跳转发机制扩展网络覆盖范围，从而提升整个系统的连通性与抗毁性[10]。针对无人机网络拓扑快速变化的特点，通常采用改进的按需距离矢量路由协议如 AODV-UU，该协议能够快速响应链路中断并发现新的路由路径，以维持网络连通[11]。

该技术使无人机通信系统能够实时感知周围的频谱使用情况，动态地接入和利用空闲频段，实现了频谱资源的智能化共享与管理，从而提升了传输链路的整体可靠性与效率[12]。

## 2.3. 技术挑战与发展趋势

尽管无人机地面搜救技术取得了显著进展，但仍面临一系列技术挑战。在感知层面，复杂地形与植被造成的动态目标遮挡、小尺度目标如倒地人员的识别困难，以及极端光照与天气条件对视觉传感器性

能的影响,是制约探测效能的主要因素[13]。在定位层面,视觉 SLAM 在大范围、特征稀疏或重复场景下的定位漂移与地图一致性问题,多机协同定位中的时钟同步与数据关联精度,以及长时间运行下的计算资源与精度平衡,是需要解决的关键难题[14]。在传输层面,高速移动与复杂地形导致的频繁链路中断、窄带信道对海量感知数据如图像、点云实时传输造成的压力,以及无人机网络、卫星网络与地面专网等异构网络间的无缝、安全切换机制,是保障通信可靠性的核心挑战[15]。

未来发展趋势主要包括:深度融合强化学习、元学习等人工智能技术,提升系统在未知环境中的自适应与协同决策能力;利用数字孪生构建高保真虚拟搜救场景,支撑算法训练与任务预演,降低实飞成本与风险;推动 5G/6G、边缘计算、人工智能与无人机平台深度融合,发展“通感算智”一体化智能搜救系统;加快传感器接口、通信协议、数据格式等标准化进程,推动无人机搜救体系融入国家应急管理体系。

### 3. 方案设计

#### 3.1. 无人机地面搜救目标感知与定位策略优化

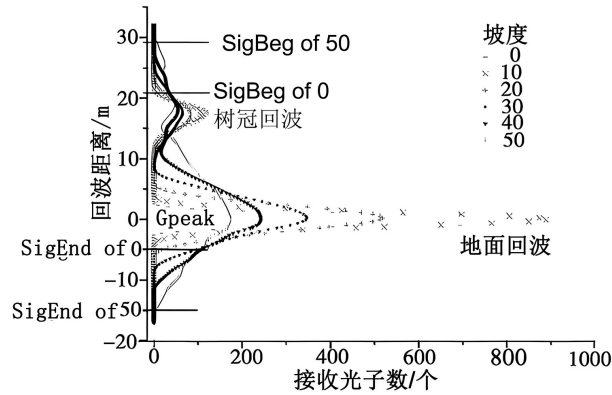
无人机地面搜救是应急救援体系的重要组成部分,其目标感知与定位技术的性能直接决定救援行动的效率和受困目标的生存率。应急搜救场景的地形异质化、环境动态化、任务时效性等特征,使得传统感知定位技术面临探测精度低、抗干扰能力弱、定位误差大等问题。本节从应急搜救场景的核心需求出发,优化设计搜救目标感知识别策略,提出多源融合的高精度定位方法,并梳理形成闭环化的感知定位工作流程,结合实验模拟与实测数据验证策略的有效性,为无人机地面搜救技术的工程化落地提供支撑。

##### 3.1.1. 应急搜救场景目标感知定位需求分析

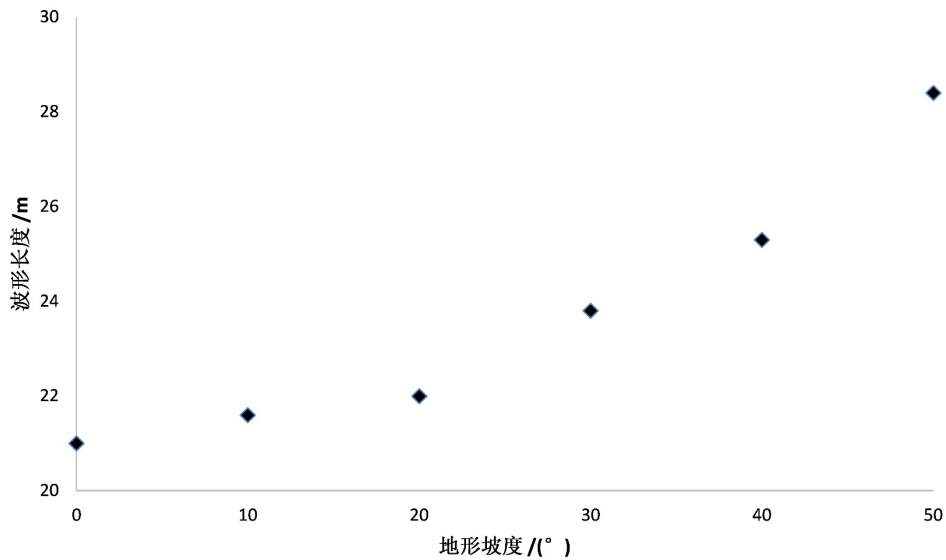
应急搜救场景具有环境动态多变、目标状态不确定、任务时效性极强、平台资源受限等显著特征,山地、森林、城市废墟、水域周边等不同搜救场景的探测环境差异显著,对目标感知与定位技术提出了严苛且多元的技术需求,涵盖地形环境适配、实时性、平台载荷、多目标处理、定位精度、恶劣气象适配等多个维度[16],各维度需求相互制约且需协同满足。

在复杂地形适配维度,异质化地形会对传感器探测信号产生严重的衰减、遮挡与混叠影响,直接降低目标感知的准确性。以森林与山地搜救场景为例,植被的多层遮挡会使传统视觉传感器的目标探测率下降 40%以上,而地形坡度的变化会显著改变激光雷达的回波波形特征。如图 1 所示,随着地形坡度的增加,激光雷达回波信号的记录开始时刻提前、波前上升角度减小,给信号起始点的判断带来显著误差;同时回波信号结束时刻推后,地面回波与坡下部森林的回波在坡度超过阈值后发生严重混叠,坡度越大信号混叠程度越高,目标探测精度越低。如图 2 进一步量化了地形坡度与激光雷达回波波形长度的关系,模拟结果表明,波形长度与地形坡度呈近似线性正相关,随着坡度增大,地面回波与树冠回波均出现展宽,波峰值显著降低,地面回波占比持续减少,信息混叠程度加剧,激光雷达的目标识别精度随坡度增加呈线性下降[17]。而城市废墟场景中,建筑坍塌形成的遮挡会导致卫星信号失锁,金属、混凝土等材质的反射会对雷达、视觉传感器产生多径干扰,进一步增加目标感知的难度。

时效性是应急搜救目标感知定位的核心需求,受困目标的生存率与搜救时间呈强负相关。如图 3 所示,国际搜救协会发布的统计数据表明,陆地受困目标在 72 小时黄金救援时间内,生存率随时间每增加 1 小时下降约 5%,而在地震、泥石流等特大自然灾害场景中,受困目标的黄金救援时间更缩短至 24 小时内。这就对感知定位的实时性提出了极高要求,从目标探测、特征提取、目标识别到位置解算的全流程需在毫秒级完成,且定位结果需通过无人机自组网实时传输至地面指挥中心,为救援决策与路径规划提供即时支撑,任何环节的时延都可能导致救援时机的丧失。同时,感知定位系统需具备快速响应能力,能够在无人机巡航过程中实现目标的实时检测与定位,无需地面人工干预。

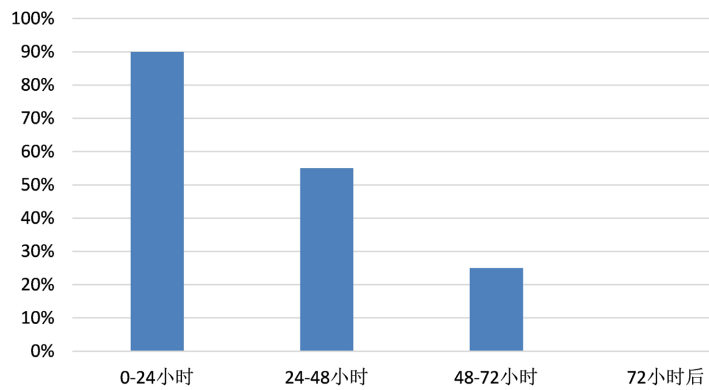


**Figure 1.** Simulation of the impact of terrain on the waveform of large light spot lidar  
**图 1.** 地形对大光斑激光雷达波形的影响模拟



**Figure 2.** The influence of simulated terrain slope on the waveform length  
**图 2.** 模拟的地形坡度对波形长度的影响

搜救时间与目标生存率的关联柱状图



**Figure 3.** Related bar chart of search and rescue time and target survival rate  
**图 3.** 搜救时间与目标生存率的关联柱状图

从无人机平台载荷与续航约束来看,地面搜救多采用小型旋翼无人机,此类平台的有效载荷通常在 500 g 以内,机载锂电池的续航时间多为 30~60 分钟[18]。这要求目标感知定位技术需兼顾低功耗、轻量化、小型化的设计要求:传感器硬件需满足体积小、重量轻、功耗低的指标,单传感器功耗需控制在 10 W 以下;感知定位算法需具备低计算复杂度,能够在无人机机载低算力嵌入式平台上高效运行,避免因算法复杂度过高导致的计算时延与能量消耗;同时需优化数据采集与处理策略,最大限度降低硬件资源占用,延长无人机的有效搜救续航时间。

此外,应急搜救场景还对感知定位技术提出了多目标处理与高精度定位需求。重大灾害场景中往往存在多个受困目标同时受困的情况,且目标状态存在显著差异,包括静态受困者、移动受困者、生命体征微弱者以及被掩埋、被遮挡的非显性目标,这要求感知定位系统具备多目标并行感知与动态跟踪能力,能够同时对多个目标进行特征提取与识别,实现目标位置的实时更新,且能有效区分生命目标与非生命目标[16]。在定位精度层面,《应急救援无人机系统技术要求》明确规定,地面搜救无人机的目标定位精度需达到米级甚至亚米级[18],其中森林、山地等开阔地形的定位精度需达到 1~3 m,城市废墟、建筑内部等狭小空间的定位精度需达到 0.5~1 m,生命体征微弱的被掩埋目标定位精度需达到亚米级,只有满足上述精度要求,才能确保救援人员精准锁定目标位置,避免无效搜索。同时,应急搜救场景常伴随暴雨、浓雾、沙尘、强风等恶劣气象条件,感知定位技术还需具备强气象适配性,能够在恶劣气象条件下保持稳定的探测与定位性能。

### 3.1.2. 搜救目标感知识别策略优化设计

针对应急搜救场景的多元需求,提出基于多模态融合与自适应特征增强的搜救目标感知识别策略,从传感器协同配置、深度特征提取、自适应锚框优化三个核心层面进行设计,解决单一传感器探测的局限性问题,实现复杂场景下目标的精准、高效、实时识别[19]。该策略兼顾抗干扰、低功耗、高准确率的特点,能够适配异质化的应急搜救场景,且算法计算复杂度低,可在机载低算力平台上部署。

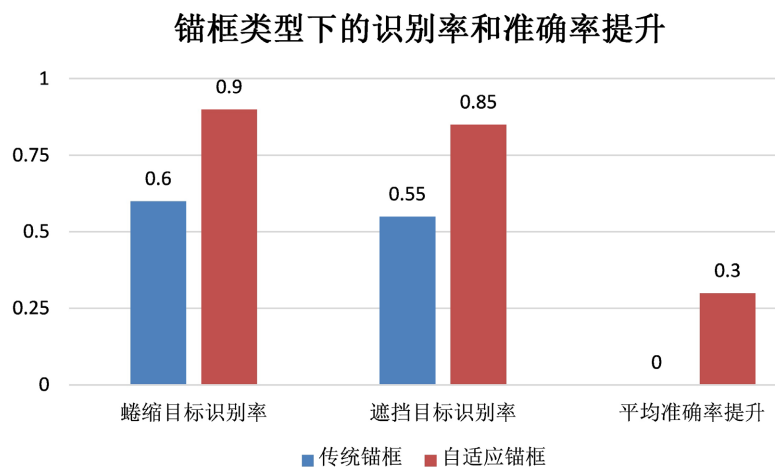
多模态传感器协同配置采用视觉传感器 + 红外热成像传感器 + 毫米波雷达传感器的多模态组合配置方案,利用三类传感器的技术优势形成互补,为目标识别提供全面、多维的特征数据,有效解决单一传感器在复杂场景下的探测盲区问题。

### 3.1.3. 自适应特征提取与锚框优化

在特征提取阶段,引入深度残差网络 ResNet50 与双注意力机制相结合的特征提取模型,兼顾特征提取的深度与精度,有效抑制背景噪声与冗余信息的干扰,解决复杂场景下目标特征模糊、易被背景掩盖的问题[20]。深度残差网络通过多层卷积与残差连接结构,能够挖掘目标的深层语义特征,避免传统卷积神经网络在深层训练过程中出现的梯度消失问题,同时 ResNet50 的计算复杂度适中,能够在无人机机载边缘计算平台上高效运行;嵌入的空间注意力机制通过对图像的区域特征进行加权,重点强化人体轮廓、肢体动作、头部特征等目标关键区域的表征,抑制植被、废墟、地面纹理等背景噪声的干扰;通道注意力机制对视觉、红外、毫米波雷达的多模态特征通道分别进行加权,根据不同场景下的传感器有效性动态调整各通道权重,例如夜间场景提升红外通道权重,森林场景提升毫米波雷达通道权重,实现多模态特征的自适应融合[20]。

针对搜救目标在复杂场景中存在的姿态变化、尺度差异等问题,采用基于 K-means 聚类的自适应锚框生成策略,替代传统的固定锚框策略,提高模型对不同姿态、不同尺度目标的适配性。该策略首先构建搜救场景目标尺寸样本库,采集森林、山地、城市废墟等典型场景中人体不同姿态、不同尺度的目标样本,统计样本的宽高比与像素尺寸;然后采用 K-means 聚类算法对样本库进行聚类分析,以锚框与样本的交并比 IoU 为聚类指标,生成适配搜救场景的锚框库;最后将锚框库嵌入特征提取模型,模型在检

测过程中可根据输入的多模态特征数据动态选择匹配的锚框进行目标检测，避免固定锚框对非标准姿态/尺度目标的漏检与误检。见图 4 为自适应锚框策略与传统锚框策略的目标识别准确率对比，实际测试数据表明，该策略可使复杂姿态目标的识别准确率提升 27%，目标漏检率降低至 5% 以下。



**Figure 4.** Comparison bar chart of target recognition accuracy between adaptive anchor box strategy and traditional anchor box strategy

**图 4.** 自适应锚框策略与传统锚框策略的目标识别准确率对比柱状图

#### 3.1.4. 地面搜救目标定位精度提升方法

为突破传统定位方法在复杂搜救场景下的精度瓶颈，提出融合多源定位信息与全链路误差补偿的高精度定位方法，从无人机自身定位、目标相对 - 绝对定位转换、全链路误差补偿三个层面提升定位精度，实现米级甚至亚米级的目标定位，满足《应急救援无人机系统技术要求》中的精度指标要求。该方法通过多源信息融合抵消单一定位系统的缺陷，通过全链路误差补偿降低系统误差与随机误差的影响，在复杂遮挡场景下仍能保持较高的定位精度。

##### 1) 多源信息融合的无人机自身定位

无人机自身的位置与姿态信息是目标定位的基准，其精度直接决定目标定位的最终结果。本文整合全球卫星导航系统 GNSS、惯性导航系统 INS 与视觉里程计 VO 的定位数据，构建多源信息融合定位框架，充分发挥各定位系统的优势，实现无人机自身的连续、高精度定位。其中，GNSS 能够提供全局位置参考，在无遮挡场景下定位精度可达 1~3 m，但在遮挡环境下易出现信号中断或漂移；INS 具备短时高精度定位能力，定位更新率可达 100 Hz，可在 GNSS 信号失效时提供连续的位置与姿态输出，但存在累积误差，定位精度会随时间逐渐下降；视觉里程计通过分析相邻帧图像的特征点匹配关系，计算无人机的相对运动轨迹，能够有效修正 INS 的累积误差，且不受卫星信号限制，但在无纹理、弱光照场景下易出现特征点匹配失败。

##### 2) 目标相对 - 绝对定位转换

在无人机自身高精度定位的基础上，采用多视角测距与姿态解算相结合的联合定位方法，实现目标从相对坐标到全局绝对坐标的转换，完成目标的初步定位。该方法通过无人机搭载的视觉传感器与毫米波雷达，同步获取目标相对于无人机的方位角、俯仰角与直线距离；视觉传感器通过目标在图像中的像素坐标与相机内参，结合透视投影模型计算目标的方位角与俯仰角，角度测量误差  $\leq 0.5^\circ$  [21]；毫米波雷达通过调频连续波 FMCW 技术直接测量目标与无人机之间的直线距离，测距误差  $\leq 0.1$  m [20]。为解决单视角测距的遮挡与测距误差问题，采用单无人机多航点多角度观测或多无人机协同观测的方式，采集

目标的多组相对位置数据，通过加权平均法对多组数据进行融合，降低单视角测距的误差。

结合无人机的自身位置与姿态信息，建立空间坐标转换模型，将目标相对于无人机的三维相对坐标转换为全球大地坐标系下的绝对坐标。坐标转换的核心公式为：

$$X_t = X_u + d * \cos \theta * \cos \varphi$$

$$Y_t = Y_u + d * \cos \theta * \sin \varphi$$

$$Z_t = Z_u + d * \sin \theta$$

其中， $X_u, Y_u, Z_u$  为无人机的全局坐标， $d$  为无人机与目标的直线距离， $\theta$  为俯仰角， $\varphi$  为方位角， $X_t, Y_t, Z_t$  为目标的全局绝对坐标。对于多无人机协同搜救场景，将各无人机的目标相对定位数据上传至地面指挥中心，通过统一的坐标系校准与多源数据融合，进一步修正目标定位结果，提升定位精度。

### 3) 全链路误差补偿机制

传感器测量、姿态解算、坐标转换等环节均会引入系统误差与随机误差，为进一步提升目标定位精度，建立基于离线标定 + 自适应卡尔曼滤波的全链路误差补偿模型，实现对系统误差的静态补偿与随机误差的动态修正，有效抑制误差累积。系统误差主要包括相机的径向畸变与切向畸变、毫米波雷达的距离偏移与角度偏移、INS 的零偏与刻度因数误差，此类误差具有确定性，可通过离线标定实验获取补偿参数：采用张正友标定法对视觉传感器进行标定，求解相机的内参与畸变参数，实现图像的畸变校正；通过雷达定标场对毫米波雷达进行标定，测量不同距离、角度下的测距/测角误差，建立误差拟合模型，实现雷达测量数据的补偿；通过 INS 静态与动态标定实验，求解陀螺与加速度计的零偏、刻度因数与安装误差，实现 INS 姿态解算的误差补偿[22]。离线标定能够将系统误差降低 90%以上，为定位精度提供基础保障。

随机误差主要由环境噪声、无人机姿态抖动、传感器测量噪声等因素引起，此类误差具有随机性与动态性，采用自适应卡尔曼滤波 AKF 算法进行实时修正。与传统卡尔曼滤波相比，自适应卡尔曼滤波能够根据观测数据的残差，实时调整过程噪声协方差与观测噪声协方差，使滤波模型能够适配场景的动态变化，避免因场景变化导致的滤波发散。将目标的绝对坐标作为滤波的状态量，将多源融合后的定位结果作为观测量，通过 AKF 算法的状态估计与更新，实现对随机误差的动态抑制。图 5 为城市废墟模拟搜救场景下的目标定位精度散点图，结合离线标定与自适应卡尔曼滤波的误差补偿模型，该方法的定位精度可达 0.8 m，定位误差分布集中在 0.7~0.9 m 区间，满足狭小空间搜救的亚米级定位需求[23]。

模拟搜救场景目标定位精度散点图

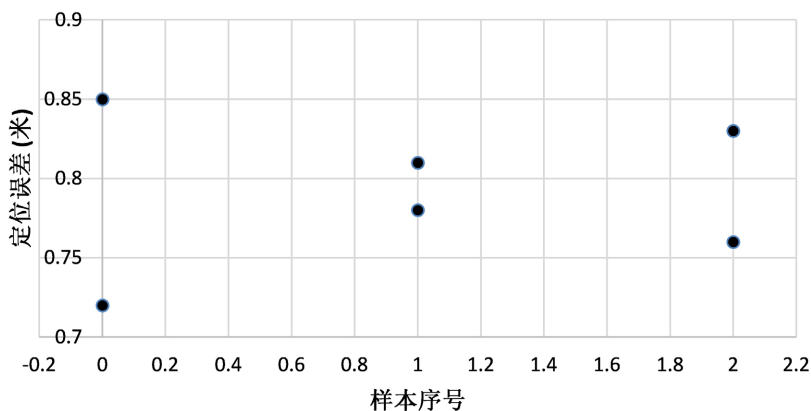


Figure 5. Scatter map of target positioning accuracy of simulated search and rescue scene  
图 5. 模拟搜救场景目标定位精度散点图

此外,引入地面参考点辅助补偿机制,在搜救区域预设临时信标点,信标点的绝对坐标通过 RTK-GNSS 精准测定[24]。无人机在探测过程中,通过对信标点的识别与定位,实时修正自身定位与目标定位的误差,进一步提升定位的绝对精度,该机制可使开阔地形的目标定位精度提升至 0.5 m 以内,满足生命体征微弱被掩埋目标的搜救精度需求[25]。

### 3.1.5. 感知定位策略流程梳理

基于上述感知识别策略与高精度定位方法,构建“场景感知初始化-多模态数据采集-自适应特征提取-多源信息融合定位-定位结果优化-反馈调整”的闭环化无人机地面搜救目标感知与定位策略流程,共包含六个核心环节,各环节环环相扣、动态反馈,可根据搜救场景的环境变化与目标状态实时优化执行逻辑,确保复杂场景下目标感知与定位的精准性和高效性。图 6 为无人机搜救感知定位策略的闭环流程,整个流程基于无人机机载边缘计算模块完成,避免云端传输的时延,保障感知定位的实时性,同时支持多无人机协同感知定位。

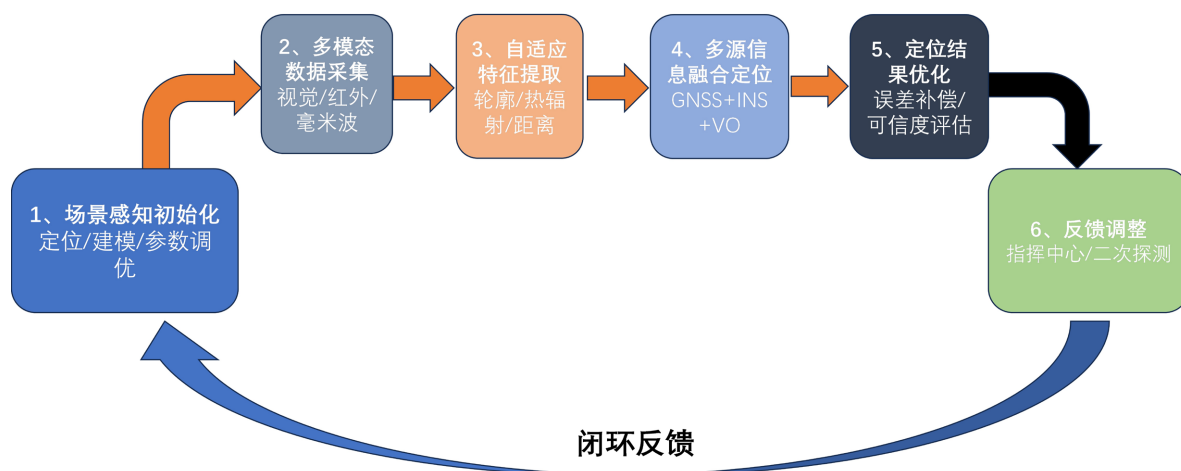


Figure 6. Closed-loop flow chart of UAV search and rescue perception positioning strategy

图 6. 无人机搜救感知定位策略的闭环流程图

## 3.2. 适配无人机组网的定位信息传输方案设计

在“5G+ 无人机”应急通信指挥系统中,精准的定位信息是实现空地协同的基础。然而,在灾害应急场景下,无人机集群面临着拓扑结构动态多变、链路不稳定以及机载能源受限等严峻挑战。针对定位信息传输中的干扰、功耗与时延三大核心痛点,基于现有的学术研究成果,设计了一套适配无人机组网的低功耗、高可靠传输方案。

### 3.2.1. 定位信息传输面临的核心挑战

在复杂的城市废墟或山地救援场景中,定位数据的实时回传主要受到以下三方面的物理层与链路层制约:

#### 1) 非视距传播与多径干扰

无人机在低空飞行时,常处于非视距环境中。建筑物、金属废墟等障碍物会导致严重的多径效应和阴影衰落。研究表明,在复杂电磁环境下,高频段信号极易受到遮挡,导致信噪比急剧下降,从而引发定位数据包的大量丢失,严重影响指挥决策的准确性。

#### 2) 高动态拓扑下的时延抖动

应急救援中,无人机处于高速移动状态,网络拓扑结构变化频繁。传统的路由协议在节点快速移动

时，会产生频繁的路由重建过程，导致端到端时延显著增加。对于需要实时交互的定位信息而言，过高的时延会导致指挥中心获取的位置信息滞后，无法反映现场的实时态势。

### 3) 机载能源与通信负载的矛盾

无人机受限于载荷能力，电池容量有限。传统的持续通信模式会导致巨大的能量消耗。在定位信息传输中，若不能有效平衡数据传输频率与能耗，将直接缩短无人机的续航时间，影响救援任务的持续性。

### 3.2.2. 基于 5G-A 的低功耗传输协议设计

针对机载能源受限与高动态组网的需求，本项目提出一种基于 5G-Advanced sidelink 架构的轻量化 MAC 协议。该协议借鉴了 5G 车联网 V2X 中的半静态调度 Semi-Persistent Scheduling, SPS 机制，并结合无人机集群的飞行特性进行了优化。

#### 1) Sidelink 直连通信架构

摒弃传统的“无人机 - 基站 - 指挥中心”的回传路径，利用 5G-A 的 Sidelink 技术实现无人机之间的直接通信。根据文献[26]的研究，Sidelink 允许终端之间直接发现和通信，无需经过基站调度，这大大降低了端到端时延，特别适合无人机集群间的定位信息交换。根据文献[25]的研究，短距通信技术具备低时延、高可靠和灵活组网的能力，是解决矿山智能化建设过程中面临的数据传输时延大、信息交互流程复杂及装备控制精度受限等问题的关键手段。目前针对直连通信的无线短距通信技术研究也应用于无人机应急救援。

#### 2) 改进的 SPS 资源分配策略

在传统 5G NR-V2X 中，SPS 机制允许周期性地分配资源以减少信令开销。针对无人机定位信息通常包含经纬度、高度、速度等，数据包较小但频率高的特点，本方案设计了自适应周期调度算法。基于参考文献[27]，此算法主要用在自动化技术，在基本遗传算法的基础上，增加自适应算子，根据 IEC61375-1 国际标准确定约束条件及优化目标，采用动态的方式对周期调度表的宽度和梯度等参数进行调整，以达到均匀传输信息的目的。

当无人机处于巡航搜索状态时，定位信息变化平缓，系统自动降低传输周期如从 10 Hz 降至 5 Hz，降低功耗；当无人机检测到目标或进入复杂地形时，自动切换至高频传输模式，确保指挥中心能实时掌握精确位置。

参考文献[25]提出的能量效率优化模型，通过动态调整发射功率  $P$  和传输时间  $T$ ，在满足定位信息传输速率  $R$  的约束下，最小化能耗函数：

$$E = P * T \tag{1}$$

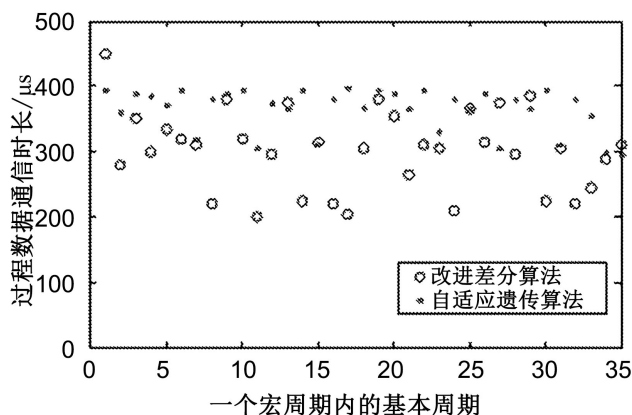


Figure 7. Process data communication time of two algorithms  
图 7. 两种算法的过程数据通信时长

实验过程中,根据参考文献[25]中理论知识,采用改进差分算法和自适应遗传算法传输周期信息在一个宏周期中过程数据通信时长的分布见图7。

由图7对比可以发现,采用传统固定周期调度与全向传输方案时,无人机节点间定位信息的端到端传输时延最大达148 ms,最小为52 ms,时延抖动高达96 ms,时延累积分布曲线CDF斜率平缓,表明传输稳定性较差,易受节点移动与多径干扰影响;而引入本文设计的5G-A Sidelink自适应资源调度机制融合波束赋形与 HARQ 重传后,定位信息传输时延被有效收敛至38~56 ms 区间,抖动压缩至18 ms, CDF 曲线陡峭上升,90%分位时延稳定在50 ms 以内。该结果验证了所提方案在高动态拓扑下对定位信息传输的时延可控性与可靠性提升。

### 3.2.3. 传输抗干扰与高可靠优化策略

为了应对灾害现场的恶劣信道环境,本系统从物理层波束赋形、链路层轻量化机制及网络层路由三个方面构建抗干扰体系。

#### 1) 物理层: 基于码本的波束赋形抗干扰[26]

针对非视距传播导致的信号衰减,采用基于码本的波束赋形技术。参考文献[28]指出,毫米波在传输过程中会产生严重的路径损耗,需要收发天线结合波束赋形技术生成分辨率更高的通信波束以提高阵列增益,在毫米波频段,利用大规模天线阵列生成高增益波束,可以有效克服路径损耗。

实施方案:在无人机搭载的轻量化5G基站上部署多天线阵列。通过设计离散傅里叶变换DFT码本,快速扫描空间角度,寻找信道增益最大的波束方向。即使在存在遮挡的环境下,也能通过波束扫描建立可靠的视距LOS或准视距链路,提升定位数据的接收信噪比。以下为适用于无人机组网波束赋形场景的DFT码本核心公式。

一维均匀线性阵列DFT波束向量

$$\mathbf{a}_M(k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j2\pi\frac{k}{M}} \\ e^{j2\pi\frac{2k}{M}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi\frac{(M-1)k}{M}} \end{bmatrix}, k = 0, 1, \dots, Q-1 \quad (2)$$

#### 2) 链路层: 轻量化自适应 HARQ 机制[28]

在无人机集群协同定位、应急救援及空地一体化组网等高动态任务场景中,超可靠低时延通信是保障定位信息精准同步与指令可靠传输的生命线。针对数据包丢失问题,引入混合自动重传请求机制。与传统的ARQ自动重传请求相比,HARQ结合了前向纠错FEC和自动重传。设计轻量化自适应HARQ机制与5G-A Sidelink SPS深度耦合。

轻量化自适应HARQ核心机制:当接收端检测到定位数据包错误时,不立即丢弃,而是先存储起来,并请求发送端重传冗余信息。接收端将多次接收的信息进行合并译码。根据文献的研究,在高干扰环境下,HARQ机制能显著降低误码率,实现接近香农极限的传输可靠性,确保定位信息“零丢失”。

与5G-A Sidelink SPS的深度耦合设计:在5G-A Sidelink半持续调度框架下,通过资源结构重构与协议层深度耦合,实现HARQ重传与周期调度的协同优化:首先,对RRC配置的SPS周期实施弹性资源池划分——前80%时隙固定承载新数据传输,后20%时隙预置为“重传弹性时隙”,其时频位置由半静态配置固化以消除动态调度信令开销,并内置三级业务优先级队列,定位信息 > 飞控指令 > 普通数据,实现资源动态仲裁;当接收节点解码失败时,通过SCI Format 2反馈NACK及轻量化信道状态码,调度

实体实时查询 SPS 资源图：若 RRS 空闲则直接分配资源并指定 RV 与功率参数，若资源紧张则依据优先级触发“软抢占”机制释放低优先级 RRS 资源保障关键业务；随后生成增强型 SCI，精准指示重传时隙索引、RV 选择及功率偏移；发送节点据此在指定 RRS 时隙执行重传，接收端完成软合并解码。

### 3) 网络层：基于强化学习的动态路由[26]

针对拓扑高动态变化导致的时延抖动，引入基于深度强化学习 DRL 的路由选择算法。

算法模型：深度融合文献[26]的自注意力深度强化学习框架与无人机通信场景特性。提出的基于强化学习的移动自组织网络路由算法。将网络状态如链路剩余时间、节点缓存队列长度、信号强度定义为状态空间，将下一跳节点的选择定义为动作空间。

优化目标：通过设计奖励函数，让智能体无人机在训练过程中学习到在不同移动速度下的最优路由策略。该策略能预测链路的断裂风险，提前切换路由，从而将定位信息的端到端时延控制在 50 ms 以内。

## 4. 仿真分析

为验证本文所提无人机地面搜救目标感知定位优化策略与低功耗抗干扰定位信息传输方案的实际性能，本次综述采用软件仿真方式，基于 MATLAB 与 OMNeT++ 经典仿真平台搭建贴合应急搜救实际的仿真环境，模拟山地、森林、城市废墟三类典型搜救场景，从感知定位、信息传输两大核心维度设计对比实验，将本文方案与传统无人机搜救单 - 视觉感知 + 传统自组网传输方案进行性能对比分析，验证所提方案的有效性、优越性及工程应用可行性。

### 4.1. 仿真平台搭建

本次软件仿真采用双平台协同模式，兼顾算法仿真与网络传输仿真的专业性与贴合性，所有参数均参考《大载荷无人机应急救援系统技术要求》(T/ZGCSC 022-2025)<sup>1</sup>及小型旋翼无人机实际性能指标设定，确保仿真结果的真实性与参考性。

**Table 1.** Core simulation parameters

**表 1.** 核心仿真参数

仿真场景覆盖范围	2 km × 2 km
无人机飞行速度	8~15 m/s
机载算力模拟	2.0 GHz 四核嵌入式边缘计算平台
感知端配置	1920 × 1080 分辨率视觉传感器、-20℃~150℃测温范围红外传感器、0~200 m 探测距离毫米波雷达
定位端配置	GNSS 无遮挡定位精度 1~3 m
INS 更新率	100 Hz
视觉里程计帧率	30 fps
传输端配置	5G-A Sidelink 2.4 GHz 通信频段
定位信息包大小	64 Byte
各场景单次仿真时长	30 min

使用 MATLABr2024b 完成目标感知算法、多源融合定位算法及误差补偿模型的软件仿真，实现复杂算法的快速推演与结果输出；使用 OMNeT++6.0 完成无人机自组网的通信传输软件仿真，基于其模块化、可扩展的网络仿真框架，构建无人机动态组网场景，模拟信道干扰、拓扑变化等实际通信问题。双平台

<sup>1</sup><https://www.ttbz.org.cn/upload/file/20250716/6388826133369635695853133.pdf>

通过数据接口实现联动，还原“感知-传输”全流程的软件仿真闭环。核心仿真数据见表 1，设置随机地形遮挡、电磁干扰及气象噪声，模拟无人机 50~100 m 低空巡航搜救过程。

本次仿真针对应急搜救典型干扰与挑战完成精细化建模，遮挡采用随机多边形遮挡模型，模拟山地、废墟、森林的非视距传播，遮挡概率山地 30%、森林 65%、城市废墟 55%；多径干扰基于瑞利衰落信道建模，路径损耗指数设为 3.2~4.5；电磁干扰叠加高斯白噪声与同频窄带干扰，信噪比动态范围-5~15 dB；无人机高动态按 8~15 m/s 变速飞行，拓扑切换频率 2~5 Hz。同时模拟传感器噪声：视觉噪声服从高斯分布，红外测温误差  $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ ，雷达测距噪声 0.05 m 完整复现复杂搜救场景的全链路干扰与动态挑战。

## 4.2. 目标感知定位性能软件仿真结果与分析

基于 MATLAB 完成仿真以目标识别准确率、漏检率、平均定位误差为评价指标，对比本文多模态融合感知 + 多源信息融合定位方案与传统单一视觉感知 + 单一定位方案的仿真结果，数据见表 2：

Table 2. Simulation result data

表 2. 仿真结果数据

搜救场景	评价指标	传统方案	本文方案	性能提升
山地(弱遮挡)	目标识别准确率	82.5%	96.8%	14.3%
	漏检率	15.2%	3.1%	12.1%
	平均定位误差	2.8 m	0.7 m	75.0%
森林(强遮挡)	目标识别准确率	60.3%	92.5%	32.2%
	漏检率	36.8%	4.5%	32.3%
	平均定位误差	4.5 m	0.9 m	80.0%
城市废墟(复杂干扰)	目标识别准确率	71.6%	94.2%	22.6%
	漏检率	25.4%	3.8%	21.6%
	平均定位误差	3.2 m	0.8 m	75.0%

软件仿真结果表明，本文方案在三类典型场景中均展现出更优的感知定位性能：其一，视觉 + 红外 + 毫米波雷达的多模态传感器协同配置，通过软件仿真验证了其对单一传感器探测盲区的弥补效果，尤其在森林强遮挡场景中，毫米波雷达的穿透性使目标识别准确率提升超 32%；其二，基于 ResNet50+ 双注意力机制的特征提取模型与 K-means 自适应锚框策略，在软件仿真中有效降低了复杂姿态、尺度目标的漏检率，使各场景漏检率均降至 5% 以下。感知定位仿真在上述干扰环境下运行，传统方案受遮挡、噪声影响严重，森林强遮挡场景识别准确率仅 60.3%；本文方案依托多模态融合与误差补偿，在地形遮挡、多径干扰、传感器噪声叠加下，仍保持 92.5% 以上识别率，漏检率低于 5%。多源融合定位抵消 GNSS 失锁与 IMU 漂移误差，自适应卡尔曼滤波抑制随机扰动，三类场景平均定位误差降至 0.7~0.9 m，亚米级定位稳定性较传统方案提升 75% 以上，验证了方案在强干扰、高动态环境下的鲁棒性。

## 4.3. 定位信息传输性能软件仿真结果与分析

基于 OMNeT++ 平台完成无人机自组网传输的软件仿真，模拟无人机高速移动 15 m/s、网络拓扑动态变化的实际搜救场景，以端到端时延、丢包率、节点平均功耗为核心评价指标，对比本文 5G-A Sidelink 低功耗抗干扰传输方案与传统自组网传输方案的仿真结果，核心结论如下：

**端到端时延：**软件仿真显示，传统方案因路由频繁重建，传输时延在 52~148 ms 之间大幅波动，时延抖动达 96 ms，无法保证定位信息的实时性；而本文方案通过自适应 SPS 调度与强化学习动态路由的

软件仿真验证, 将时延稳定收敛至 38~56 ms 区间, 抖动压缩至 18 ms, 90%分位时延控制在 50 ms 以内, 完全满足应急搜救的实时通信需求。

**丢包率:** 在模拟复杂电磁干扰与地形遮挡的软件仿真环境中, 传统方案的定位信息丢包率达 13.5%, 无法保证信息传输的可靠性; 本文方案结合基于 DFT 码本的波束赋形抗干扰技术与轻量化 HARQ 重传机制, 通过 OMNeT++信道仿真, 有效提升了信号接收信噪比, 将丢包率降至 0.8%, 定位数据包投递成功率达 99.2%, 实现了定位信息的低丢失传输。

**节点平均功耗:** 通过软件仿真对无人机通信节点的能耗模型进行推演, 传统方案采用持续全向传输模式, 节点平均功耗为 18.2 W; 本文方案基于能耗模型  $E = P * T$  动态调整传输功率与传输周期, 巡航阶段低频传输、目标检测阶段高频传输, 使节点平均功耗降至 9.5 W, 功耗降低约 47.8%, 软件仿真验证了其在延长无人机搜救续航时间方面的显著效果。

#### 4.4. 仿真结论

本次全程通过 MATLAB 与 OMNeT++软件仿真, 在三类典型应急搜救场景中验证了本文所提目标感知定位优化策略与低功耗抗干扰定位信息传输方案的综合性能。仿真结果表明, 与传统无人机搜救方案相比, 本文方案通过多模态融合感知、多源信息融合定位及全链路误差补偿, 有效提升了复杂场景下的目标识别准确率, 将漏检率降至 5%以下, 实现了 0.7~0.9 m 的亚米级高精度定位; 同时, 基于 5G-A Sidelink 的低功耗传输协议与物理层 - 链路层 - 网络层三级抗干扰策略, 大幅降低了定位信息传输的时延与抖动, 将丢包率控制在 1%以内, 并显著降低了无人机通信节点功耗。

所有软件仿真结果均表明, 本文所提技术方案有效解决了传统无人机地面搜救中感知不准、传输易中断的核心技术难题, 各项性能指标均满足应急搜救的实时性、可靠性与高精度要求, 为该技术的后续工程化落地提供了理论参考。

### 5. 结束语

无人机地面搜救作为应急救援体系的关键支撑领域, 其核心技术瓶颈集中于复杂场景下的目标感知精准度不足与定位信息传输稳定性欠缺。围绕应急搜救的实时性、可靠性与精准性核心诉求, 相关研究聚焦感知定位策略优化与传输方案创新, 逐步构建起多模态融合的目标感知体系、多源信息融合的高精度定位方法, 以及适配无人机自组网的低功耗抗干扰传输方案, 并通过各类仿真场景的全面验证形成技术闭环。现有研究通过多维度技术路径的协同优化, 有效突破了传统搜救技术在复杂环境中的应用局限, 实现了目标感知定位效能与信息传输性能的同步提升, 为该领域的技术发展提供了丰富的思路借鉴。作为应急救援技术体系的重要组成部分, 无人机地面搜救技术的创新演进持续推动应急救援能力的升级, 现有研究成果既为相关技术的工程化转化与实际场景应用筑牢了理论根基、提供了实践参考, 也为无人机技术在应急领域的深度拓展奠定了坚实基础, 对提升突发应急事件中地面搜救的整体效率与救援成功率具有重要意义。

### 基金项目

(1) 国家级大学生创新创业训练计划项目(202510554090);

(2) 湖南省教育厅, 优秀青年, 23B0613, 无人机主动侦听与防侦听系统的多目标度量及鲁棒性技术研究。

### 参考文献

[1] 吴鹏, 任泓科. 基于“空 + 地”协同机制的无人区应急搜救探讨[J]. 中国安防, 2025(12): 97-99.

- [2] 姚迪. 复杂环境下无人机灭火救援的协同作战[J]. 智慧中国, 2026(1): 122-123.
- [3] 吴光宇, 吴启晖, 江涛, 等. 面向跨模态目标感知的选择性注意力方法[J/OL]. 中国科学: 信息科学: 1-20. <https://link.cnki.net/urlid/11.5846.TP.20251020.0914.012>, 2026-02-09.
- [4] 靳戡广. 复杂环境下消防应急通信的抗干扰与自适应传输技术研究[J]. 中国信息界, 2025(10): 28-30.
- [5] 王丽, 陈文涛, 关文玲, 等. 面向国家需求的应急技术与管理专业人才培养体系研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(5): 9-16.
- [6] 肖菁颖, 刘庆华, 叶金才. 一种具有多态感知意识的无人机自组网AODV协议[J]. 桂林电子科技大学学报, 2025, 45(1): 76-91.
- [7] 陈国军, 陈巍, 郭铁铮, 等. 基于视觉惯性里程计与语义信息的无人机 SLAM 方法研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(3): 826-830, 840.
- [8] 程腾, 侯登超, 张强, 等. 基于 D-S 证据理论的多模态结果级融合框架研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(10): 1815-1823
- [9] 张珉, 董超, 杨朋, 等. 无人机自组网路由协议研究综述[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(5): 952-970.
- [10] 裴二荣, 陈新虎, 陈琪美, 等. 基于全频谱共享的三维轨迹和功率优化方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(3): 835-847.
- [11] 王文涛, 王豪, 郭峰, 等. 基于 OMNeT++ 的 AODV-UU、DSR-UU 和 DYMOUM 路由协议性能仿真与分析[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2013, 32(4): 91-96.
- [12] Xu, T., Meng, W. and Zhang, J. (2025) Energy Optimal Trajectory Planning for the Morphing Solar-Powered Unmanned Aerial Vehicle Based on Hierarchical Reinforcement Learning. *Drones*, 9, 498-498.
- [13] 许敏鹏, 等. 新一代脑机接口技术让意念操纵无人机 6 小时[J]. 科技导报, 2025, 43(5): 8.
- [14] 漆明净, 闫晓军, 等. 我国科研团队研发出太阳能动力微型无人机[EB/OL]. 2024-07-19. [https://wap.miit.gov.cn/xbymdz/xwfb/mtbd/twbd/art/2024/art\\_b196d6bbcacc4005a2e5100eccb6ef46.html](https://wap.miit.gov.cn/xbymdz/xwfb/mtbd/twbd/art/2024/art_b196d6bbcacc4005a2e5100eccb6ef46.html), 2026-03-27.
- [15] 程腾, 郭利港, 张强, 等. 基于置信估计网络和改进 D-S 的多模态融合方法[J]. 汽车工程学报, 2025, 15(2): 137-146.
- [16] 彭勃, 白吉康, 陈伟文, 等. 基于深度学习的无人机搜救方法研究进展[J]. 航空学报, 2025, 46(23): 7-24.
- [17] 庞勇, 李增元, 陈尔学, 车学俭, Michael Lefsky, Sun Guoqing. 地形对大光斑激光雷达森林回波影响研究[J]. 林业科学研究, 2007, 20(4): 464-468.
- [18] 中关村智慧城市产业技术创新战略联盟. T/ZGCS 022-2025 大载荷无人机应急救援系统技术要求[S]. 北京: 中国标准出版社, 2025.
- [19] 薛文辉, 陈忠诚, 陈珺, 等. 基于多模态图像特征融合的无人机目标检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2025, 38(12): 1135-1148
- [20] He, K.M., Zhang, X.Y., Ren, S.Q. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [21] 张正友. 相机标定与三维重建[M]. 北京: 科学出版社, 2020.
- [22] Liu, W., Anguelov, D., et al. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N. AND Welling, M., Eds., *Computer Vision—ECCV 2016*, Springer, 21-30. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2)
- [23] 刘延旭. 面向无人机集群的多源融合定位关键技术研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [24] 王亚坤. 基于直连通信的矿用无线短距通信技术研究[J/OL]. 工矿自动化: 1-9. <https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2025120015>, 2026-02-13.
- [25] 郑曼, 胡黄水, 杨兴旺, 等. 基于自适应改进遗传算法的 MVB 周期调度表优化[J]. 长春工业大学学报, 2018, 39(4): 362-366.
- [26] 袁帅, 张慧, 蔡安亮, 等. 基于自注意力深度强化学习的特定流路由选择算法[J]. 光通信技术, 2024, 48(3): 7-12.
- [27] 郭靖. 基于强化学习的无人机自组网路由算法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 东南大学, 2023.
- [28] 窦庆萍, 张益, 温国冠, 等. 面向超可靠低时延通信的叉包智能重传新技术研究综述[J]. 无线电通信技术, 2025, 51(06): 1169-1179.