

研究论文

DOI: 10.63221/eesp.v2i01.13-21

亮点:

- 构建异步雷达探测数据融合机制, 提高综合探测结果的可靠性和可信程度。
- 运用 DBSCAN 算法实现无人机集群的属性识别。
- 采用 AHP 算法构建针对目标的威胁评估体系, 实现无人机集群威胁等级评估。

*通讯作者邮箱:

sxgcgq@163.com

英文引用: Guo Qiang, Hou Zhengqi, Xu Mingye, et al., 2026. Threat Assessment of Low-Slow-Small (LSS) UAV Swarms Based on Radar Detecting and Data Fusion. Evidence in Engineering Science and Practice, 2(01), 13-21.

中文引用: 郭强, 侯正奇, 徐明烨等, 2026. 基于雷达探测融合的“低慢小”无人机集群威胁评估. 工程科学与实践, 2(01), 13-21.

稿件处理节点:

接收	2026年01月21日
修订	2026年02月06日
接受	2026年02月07日
发表	2026年02月21日

基金资助:

国家部委科技创新特区 163 计划。

版权:

本作品原创内容可依据《知识共享署名 4.0 国际许可协议》条款使用。任何对本作品的后续分发须标明原作者及作品标题、期刊引用及 DOI 信息。

基于雷达探测融合的“低慢小”无人机集群威胁评估

郭强^{1*}, 侯正奇¹, 徐明烨¹, 刘策越¹, 杨天长¹

¹ 中国电子科技集团公司第十五研究所, 北京 100083

摘要 针对“低慢小”无人机集群防御需求, 研究了数据融合技术在对集群目标雷达探测与识别中的应用, 提出了一种面向区域防控场景的无人机集群航迹融合、集群属性识别以及威胁评估方法。通过异步雷达时空对准、数据关联、航迹融合等手段实现对无人机集群多雷达探测结果的融合。利用基于密度抗干扰聚类算法 (DBSCAN) 实现集群目标属性辨识。在此基础上, 利用层次分析法 (AHP) 对集群目标威胁程度进行综合评估, 为防御战场态势感知及目标处置反制提供决策依据。构建了无人机集群雷达探测防御场景, 基于 Ku 波段和 L 波段雷达实现了对无人机集群雷达探测数据融合、集群属性辨识、威胁评估以及态势展示。试验证明了方法在“低慢小”无人机集群区域防控应用场景中具有较高的应用价值。

关键词: “低慢小”; 无人机集群; 雷达; 数据融合; 威胁评估

Threat Assessment of Low-Slow-Small (LSS) UAV Swarms Based on Radar Detecting and Data Fusion

Guo Qiang^{1*}, Hou Zhengqi¹, Xu Mingye¹, Liu Ceyue¹ and Yang Tianchang¹

¹ The 15th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Beijing 10083, China

Abstract In response to the demand for counter UAV swarms, the application of data fusion is explored in the detection and recognition of swarms aggregated by Low-Slow-Small (LSS) UAVs, then a combined method of swarm track fusion, attribute recognition and threat assessment in defensive missions for key areas is proposed. The track fusion of UAV swarms is implemented through time/space alignment, data association and track synthesis of data acquired from heterogeneous radar sensors. Then synthetic information is obtained through UAV swarm attribute identification by the aid of Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm. On this basis, threat evaluation for UAV swarms is accomplished using Analytic Hierarchy Process (AHP) method, which can be used in situation awareness for UAV swarms and countermeasures. A scenario for UAV swarm defense has been established based on Ku-band and L-band radars, in which the threat assessment factors are processed using radar detection data fusion and UAV swarm recognition. Finally, the method has been proven effective by experiment and has high engineering application value in anti-UAV missions for key areas.

Keywords: Low-Slow-Small target; UAV swarm; radar; data fusion; threat evaluation

1. 引言

“低慢小”无人机是飞行高度在 1000m 以下，飞行速度低于 200km/h、雷达反射截面小于 2m² 的小型航空飞行器。近年来，“低慢小”无人机由于操作简单、携带方便、成本低廉、易于获取的特点在全球范围内得到了广泛的应用。根据中国民用航空局的统计数据，截止 2024 年底，国内无人机注册用户达到 161.9 万个，全行业无人机注册达到 217.7 万架，分别比 2020 年底增长 190% 和 321%^[1]。随着以“大疆”为代表的商用“低慢小”无人机的爆发式增长，这类无人机已成为不法分子的“理想”违法工具，对政治经济中心、交通枢纽、工业基地、军事目标等传统要地防控带来巨大的压力^[2-4]。例如，2013 年 9 月，德国总理默克尔在德累斯顿进行的竞选集会将被微小型无人机扰乱；2017 年 5 月，成都双流机场在短期内遭受到多起小型无人机“黑飞”造成多架次民航航班延误；2017 年 9 月，乌克兰文尼察州一处军火库被无人机运输铝热剂手榴弹炸毁；2018 年 8 月，委内瑞拉首都加拉加斯举行的国民警卫队成立 81 周年庆祝活动遭数架携爆炸物的无人机袭击，造成多名人员受伤；2019 年 9 月，胡塞武装利用无人机和导弹对沙特东部油田和炼油厂发动袭击，造成石油设施严重破坏；2020 年 7 月，美国宾夕法尼亚州发生一起利用“低慢小”无人机挂载粗铜线对电力基础设施进行的未遂攻击；2022 年俄乌冲突以来，大量军用无人机以及消费级无人机投入战斗，引发深刻的军事变革。面向日趋严峻的威胁，针对“低慢小”无人机的监测管控与反制已成为各领域密切关注的问题。

随着无人机自主化和网络化通信技术的发展，无人机的作战运用方式越来越倾向于从单架次作战方式向无人机集群协同作战方式转变。集群的概念来源于自然界中的鱼群、鸟群、蜂群等生物集群行为，是指群体中的单个个体依靠局部感知作用以及简单的通信规则自主决定其运动状态，并且实现从简单的局部规则涌现出协同的群体整体行为^[5]。“低慢小”无人机集群依靠数量庞大的单体无人机形成规模优势，具备作战效能高、灵活性强、成本低廉的优势，受到了国内外的广泛关注^[6-7]。依托协同任务分配、智能自组网、协同态势感知以及协同控制等关键技术，无人机集群能够实现复杂战场环境下的高强度、高对抗性军事行动，进而成为军事强国争先探索的新型作战样式^[8-10]。然而，从反制角度而

言，对无人机集群的探测、跟踪、评估、防御比单架次无人机防御的情况更加复杂^[11]。准确、迅速、及时地感知无人机集群目标并对其进行威胁评估，进而全面掌握防御战场态势，是要地防御指挥系统的关键，也是目标分配、作战行动、防御资源配置等作战决策的直接参考。面向防御要地无人机集群防控需求，研究利用多传感器综合探测信息进行集群目标威胁定量评估具有重要的意义。

目前，应用于“低慢小”无人机的探测方法主要包括主动有源的雷达探测以及被动无源的无线电探测、光电探测、声学探测^[12-16]。雷达设备能够通过分析电磁信号往返时延、相位获得无人机目标的距离、速度、方向等信息。无线电探测设备能够探测、搜索无人机在飞行时与遥控器之间的无线电通信信号，并获取信号频率、方位等信息，但测向精度差。光电设备集红外、可见光于一体，可提供目标清晰、直观的视频信息，但跟踪目标有限。声学设备能够捕捉无人机目标的音频特征并进行定位和识别，但受噪声影响大、探测距离短。雷达探测与其他三种无源探测方法相比，具有探测距离远、搜索效率高、测距精度高、可全天候工作等优点，因此成为无人机探测防控的主要设备。然而，单雷达探测容易受到多路径效应、地杂波、慢动杂波等因素的影响^[17]，使得数据虚警率高，从而影响无人机探测的准确率。采用多部雷达组网协同探测与数据融合的方法能够弥补单节点获取信息不充分的缺陷。选取组网中某一探测精度最高的雷达航迹作为基准，将后续航迹与之进行关联融合，进而获取更好的探测效果，提高对整个防御战场的感知能力^[18-21]。

在获取无人机集群目标综合探测信息基础上，对集群目标的威胁程度进行准确评估是一个极具理论价值与现实意义的问题。无人机集群在执行攻击任务时，其对防御要地的威胁程度可以通过多种因素来表征。对目标的威胁判断问题实质上是一个多指标决策问题，确定各威胁因素的权重是威胁程度综合评估的重要步骤。目前，国内外先后提出了多种多因素融合威胁评估方法，例如层次分析法、贝叶斯网络、模糊推理、D-S 证据理论、神经网络等^[22-23]。其中，层次分析法（Analytical Hierarchy Process, AHP）通过定性判断和定量计算，将专家经验判断进行量化，结合定性分析和定量计算进行多因素重要性综合判断，可用于“低慢小”无人机目标威胁综合评估研究^[24]。

当前国内外对单架次无人机的探测与防控研究较多^[25-26]，但对于无人机集群目标的探测、识别研究较少，基于探测数据对于集群目标的属性描述及威胁评估研究更少。本文面向要地“低慢小”无人机集群目标探测感知应用场景，利用多源雷达探测数据融合的方法充分发挥多传感器组网探测优势，通过聚类算法实现无人机集群目标识别以及属性描述。在此基础上，采用层次分析法构建科学有效的评估模型从多个维度对集群目标威胁程度进行综合评估，为无人机集群防控策略制定及反制任务规划提供决策支撑和判断依据，最后通过实验案例验证了方法的有效性。

2. 雷达探测数据融合

为了提高“低慢小”无人机集群目标的探测识别概率，需要利用分布式部署的多源雷达设备进行探测跟踪。基于多源雷达探测数据融合实现不同传感器功能和性能上的优势互补，扩展单雷达设备的探测能力，提高综合探测结果的可靠性和可信程度。通过对多传感器探测信息进行坐标转换、航迹融合等操作，给出多源信息的统一描述，形成防御战场统一态势，进而为无人机集群目标反制奠定基础。

2.1 坐标转换

分布式部署的多源雷达设备根据各自配置的工作频点、云台转速、周扫频率等参数进行探测，得到目标距离、方位角、俯仰角、径向速度等数据，形成目标点迹信息。利用坐标转换方法，将采集到的多源探测信息转化为目标相对于同一要地的信息。由于目标相对于要地的距离、方位角、俯仰角等信息在要地坐标系下具有唯一性，因此可以进行多源探测数据融合。

异步雷达探测的原始目标点迹信息为球坐标系信息(R 、 α 、 β)，需要转化为直角坐标系中的信息(X 、 Y 、 Z)。球坐标系与直角坐标系的相应几何关系如图1所示。以雷达位置为原点 O ，以原点 O 和目标 M 的连接线 R 为极径，地磁东方向为 X 轴方向，地磁北方向为 Y 轴方向，极径 R 与 XOY 平面的水平投影 r 所成角 α 为仰角，水平投影 r 与 Y 轴正向所成角 β 为方位角。两个坐标系的坐标变换如公式(1)所示。

$$\begin{cases} x = R \times \cos \alpha \times \sin \beta \\ y = R \times \cos \alpha \times \cos \beta \\ z = R \times \sin \alpha \end{cases} \quad (1)$$

多源雷达设备探测得到的多批目标参数需要通过坐标变换将其转换为目标与防护要地之间的关系，即要地坐标系。具体需要进行如下三步的坐标变换。

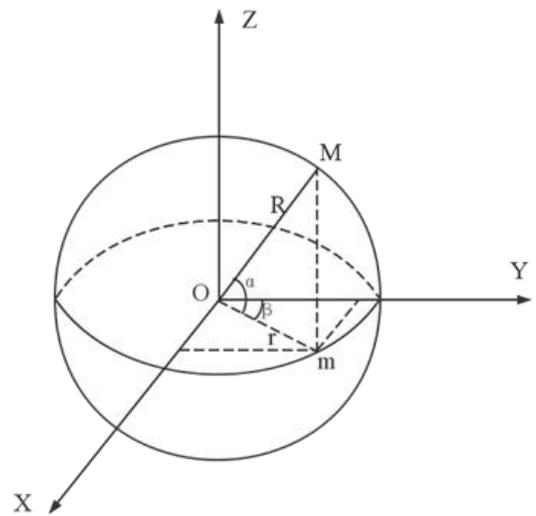


图1 球坐标系与直角坐标系转换关系

step1: 将异步雷达探测到的参数由球坐标系转换为各自的空间直角坐标系;

step2: 在要地坐标系下，根据雷达与要地的空间相对位置关系，对坐标进行线性平移;

step3: 在要地坐标系下，重新将空间直角坐标系还原为球坐标系。

2.2 目标融合

对异步雷达探测数据进行时间配准和数据融合。以2部Ku波段和L波段雷达为例，探测时间间隔相差大，不能采用传统的多点关联判断的方法进行异步传感器航迹数据关联。假设L波段雷达和Ku波段雷达的采样周期分别是 T 、 t 。在L波段雷达对目标状态更新的时间为 $T-1$ 和 T ，在连续两次目标状态更新之间，Ku波段雷达有 N 次更新，分别为： $t-N, t-N+1, \dots, t-2, t-1$ ；在L波段雷达对目标状态更新的时间 T 和 $T+N$ 之间，Ku波段雷达也有 N 次更新，分别为： $t+1, t+2, \dots, t+N-1, t+N$ ，如图2所示。

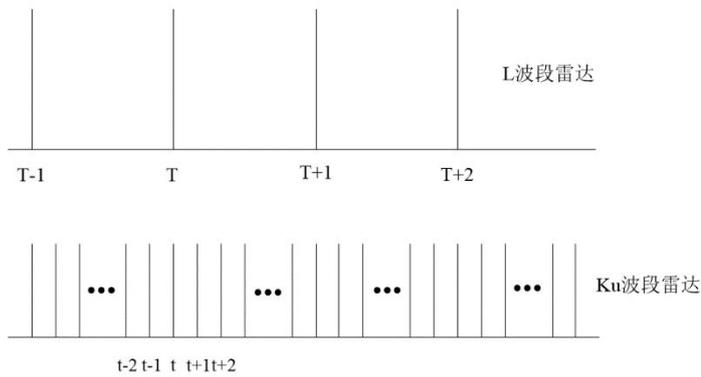


图2 Ku波段和L波段雷达探测数据融合示意

时间配准参考 Ku 波段雷达的采样间隔，对于每一时刻 Ku 波段采样数据 X_K ，其测量误差为 σ_K^2 。寻找与其时间最近的 L 波段采样数据 X_L ，作为同一时刻数据，其测量误差为 σ_L^2 ，实现 Ku 波段雷达和 L 波段雷达的时间配准，进而将 L 波段雷达和 Ku 波段雷达的测量值进行融合处理，将融合后的值代替相应时刻 Ku 波段雷达的值。融合后的测量值及其误差分别如公式(2)、(3)所示。

$$\tilde{X} = \frac{1}{\sigma_L^2 + \sigma_K^2} (\sigma_L^2 \times X_K + \sigma_K^2 \times X_L) \quad (2)$$

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{\sigma_L^2 \times \sigma_K^2}{\sigma_L^2 + \sigma_K^2} \quad (3)$$

3. 无人机集群属性辨识

在实际应用场景中，单一集群通常不是效率最优的选项。面向具体任务目标将集群分解成多个子集群，通过共享信息与分工合作来达成多个共同目标，从而扩展单集群的作战能力与执行效率。面对包含多个子集群的无人机集群，探测防控设备面临着更为严峻的挑战。为了支撑防御方指定合理有效的作战决策，需要在多源探测信息融合的基础上辨识集群的数量、规模、速度等属性信息，进而分析理解目标无人机集群的作战目标与作战意图。

从多个探测目标中识别出一个或若干个集群有两种思路：一种是基于样本特征的聚类方法，例如根据无人机飞行轨迹的不同特征判定是否属于同一个集群；另一种是基于样本分布密度的聚类方法，由无人机的紧密相连程度判定是否属于同一个集群。本文运用样本分布密度的判定思路，采用基于密度

的抗干扰聚类算法（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN）进行无人机集群的属性识别。

DBSCAN 算法是具有代表性的基于密度的聚类算法，通过分析数据分布密度来发现簇，即由密度可达关系所得到的最大密度相连的样本集合^[27-28]。发现簇的思路为：找到一个邻域内具有阈值以上个样本点，寻找该点的所有能够密度可达的样本集合，即可形成一个簇；继续寻找所有这样的点，形成响应的簇，直至所有该类型的点都已经具有响应的簇未知，即完成聚类。该算法具有对干扰噪声不敏感、不需要提前确定聚类数量、适用于非凸数据集等优点。

3.1 DBSCAN 算法模型

定义 1 (样本集) 包含采样点的集合，记：

$$D = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (4)$$

定义 2 (邻域) 点 x_i 的 ε 邻域，记：

$$X_{i\varepsilon} = \{x_j \in D \mid \text{distance}(x_i, x_j) \leq \varepsilon\} \quad (5)$$

定义 3 (核心对象) 对于任意点 x_i ，如果其 ε 邻域至少包含 $MinPoints$ 个样本，则称点 x_i 为核心对象。

定义 4 (密度直达) 如果点 x_j 位于点 x_i 的 ε 邻域，且点 x_i 为核心对象，则称点 x_j 由点 x_i 密度直达。

定义 5 (密度可达) 对于点 x_i 和点 x_j ，如果存在样本序列 y_1, y_2, \dots, y_m 满足 y_{k+1} 由 y_k 密度直达 ($k=1, 2, \dots, m-1$)，点 x_i 由点 y_1 密度直达，点 x_j 由点 y_m 密度直达，则称点 x_j 由点 x_i 密度可达。

定义 6 (密度相连) 对于点 x_i 和点 x_j 如果存在点 x_l ，使点 x_i 和点 x_j 均由点 x_l 密度可达，则称点 x_i 和点 x_j 密度相连。

3.2 集群属性辨识步骤

step1: 将经过融合后的每一个探测点形成原始对象集合 D ，并设置阈值参数 ε 和 $MinPoints$ 。初始化核心对象集合 $\Omega = \emptyset$;

step2: 遍历 D 中的每一个对象，依次搜索其 ε 邻域，若邻域内至少包含 $MinPoints$ 个对象，则将其判定为核心对象，并更新 Ω ;

step3: 在核心对象集合 Ω 中, 依次将每个对象作为初始簇, 搜索所有与其密度可达对象, 循环收集密度可达核心点加入该聚类直到没有新的核心点加入为止。重复以上操作, 直到遍历完 Ω 中的所有对象, 生成若干个簇;

step4: 生成的所有簇作为无人机目标集群, 簇的数量作为生成的子集群数量。对于每个子集群, 其包含的所有无人机的方向、速度的算术平均作为子集群的方向和速度。

表 1 评估因子判断矩阵

	目标速度	目标高度	目标距离	数量
目标速度	1	3	1/3	1/2
目标高度	1/3	1	1/5	1/4
目标距离	3	5	1	2
数量	2	4	1/2	1

利用 MATLAB 软件求得判断矩阵的最大特征值为 4.0511, 相应的特征向量为 $[0.2920, 0.1252, 0.8126, 0.4887]^T$ 。归一化特征向量为 $[0.1699, 0.0729, 0.4729, 0.2843]^T$ 。一致性指标 $CI=(4.0511-4)/(4-1)=0.017$ 。通过查阅表 2, 一致性比率 $CR=CI/RI=0.0189<0.1$, 该判断矩阵通过一致性检验, 因此将归一化特征向量作为威胁评估中目标属性的权重。

表 2 随机一致性指标 RI 标准值

阶数	1	2	3	4	5	6	7
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32

4. 无人机集群威胁评估

AHP 层次分析法能够将多指标综合决策问题分解为多层子目标, 通过定性模糊量化方法计算每个指标的综合权重, 进而得到决策问题的最优解。无人机集群威胁等级受到目标速度、目标高度、目标距离、数量等多个指标的影响, AHP 层次分析法能够将这些指标进行有序划分, 并且通过计算每个指标的综合权重得到最优的威胁程度计算方式。面向集群化无人机防控需求, 采用 AHP 层次分析法结合定性判断和定量计算构建针对目标的威胁评估体系, 提高了指标权重赋值的准确度和可靠度。利用要地周边部署的雷达设备获取无人机集群目标多维度机动属性, 结合构建的评估模型实时计算各集群目标威胁值并准确输出目标的威胁程度, 为后续防控策略制定及反制资源分配奠定基础。

4.1 评估指标体系构建

在要地防御场景中, 来袭无人机集群是非合作目标, 因此只能通过探测设备获取其运动信息。通过分析集群目标威胁的外在展现形式, 选取目标速度、目标高度、目标距离、目标构成数量作为威胁程度判断的影响因子。根据九标度法则构建多要素相对重要性两两对比的判断矩阵, 矩阵中数值 1、3、5、7、9 分别表示两要素具有同等重要性、前者比后者稍重要、前者比后者明显重要、前者比后者强烈重要、前者比后者极端重要。根据分析, 构建的评估指标判断矩阵如表 1 所示。

4.2 集群目标威胁评估

利用要地周边部署的雷达设备实现无人机集群目标探测跟踪。通过对雷达回波数据进行分析处理, 得到目标距离、方位角、俯仰角、径向速度等数据, 形成多批次目标点迹信息。在获得单体无人机点迹的基础上, 利用 DBSCAN 聚类算法通过点迹密度分布聚类方法识别目标中的一个或若干个子集群。对于识别的每个子集群, 其包含的所有无人机的方向、速度的算术平均作为子集群的方向和速度, 进而得到子集群的速度、高度、距离、构成数量等特征。

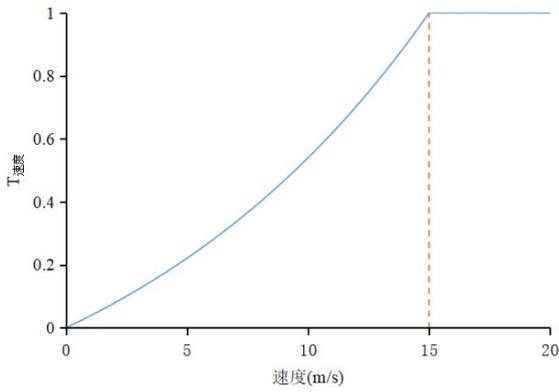
引入隶属函数来描述各因素的威胁程度。首先基于先验知识, 确定如下准则: 速度越快、高度越低、距离越近、数量越多, 则无人机集群目标威胁程度越大; 反之, 速度越慢、高度越高、距离越远、数量越少, 则目标威胁越小。通过迭代实验、校正参数的循环确定合理的速度、高度、距离、数量隶属函数如图 3 所示, 函数表达如公式(6)-(9)所示。

$$T_{速度} = \begin{cases} (3^{(V/15)}-1)/2 & 0 \leq V < 15 \\ 1 & 15 \leq V \end{cases} \quad (6)$$

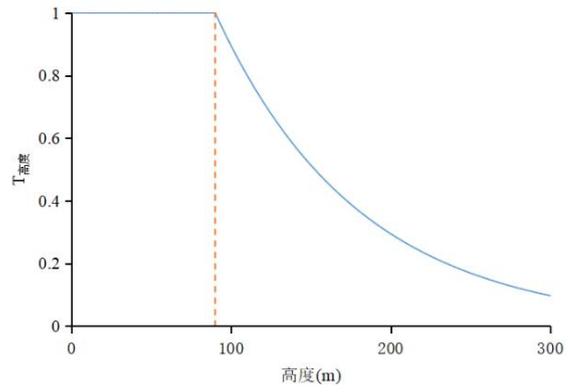
$$T_{高度} = \begin{cases} 1 & H \leq 90 \\ \exp((90-H)/90) & 90 < H \end{cases} \quad (7)$$

$$T_{距离} = \begin{cases} 1 & L \leq 500 \\ \exp((500-L)/500) & 500 < L \end{cases} \quad (8)$$

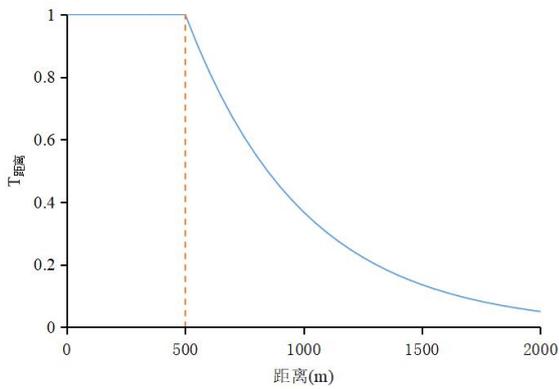
$$T_{数量} = \begin{cases} (3^{(N/50)}-1)/2 & 0 \leq N < 50 \\ 1 & 50 \leq N \end{cases} \quad (9)$$



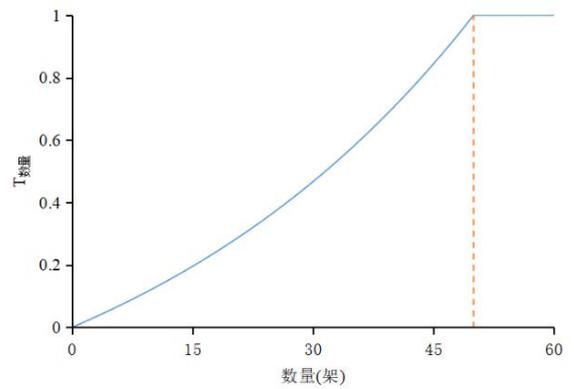
(a) 速度隶属函数



(b) 高度隶属函数



(c) 距离隶属函数



(d) 数量隶属函数

图3 威胁评估因素隶属函数

根据上述目标属性权重计算结果，集群目标的威胁值 T 计算公式如下所示。

$$T = 0.1699T_{速度} + 0.0729T_{高度} + 0.4729T_{距离} + 0.2843T_{数量} \quad (10)$$

计算集群目标的综合威胁值的基础上，利用表3得到无、低、中、高四级威胁程度评估结果。

表3 威胁程度评估表

威胁值	威胁程度
0-0.2	无
0.2-0.3	低
0.3-0.4	中
0.4-1	高

5. 实验结果及分析

为了验证文中算法的有效性，在四川省绵阳市某试验场构建无人机集群雷达探测防御场景。场景中

的试验设备包含雷达探测设备、信息处理终端、综合显控终端，各设备的连接方式如图4所示。

雷达探测数据采集设备为1部Ku波段的JZ/UD-8734雷达和1部L波段的JZ/RFEW-21m雷达，分别部署在试验场的两端。2部雷达针对“低慢小”无人机的最远探测距离分别为5km和8km。雷达设备统一接口协议数据传输采用UDP网络传输协议，通过局域网将探测数据汇聚到信息处理终端进行处理。雷达设备通过扫描天线向全空域进行搜索并发射电磁波，通过对回波信号的多普勒特征进行分析提取目标的距离、速度、高度、仰角、方位等运动特征，实现对“低慢小”无人机目标的持续稳定跟踪。

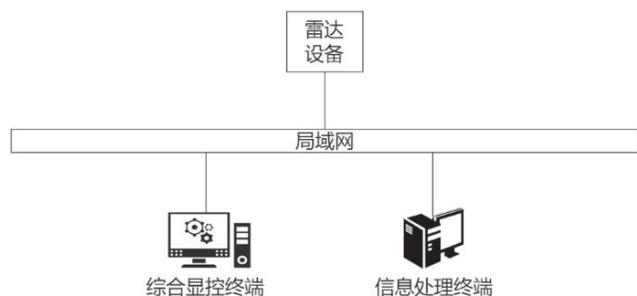


图4 试验环境组成

信息处理终端接收雷达设备发送的信息，通过综合处理得到无人机集群目标航迹跟踪信息。利用探测获得的目标综合信息及构建的威胁评估模型，实现目标威胁程度的实时计算。

综合显控终端可以对无人机集群目标态势信息进行实时展示。

在无人机集群探测防御场景中以大疆精灵4无人飞机为低慢小目标，采用半实物仿真方式构建2个各自由10架无人机组成的集群，并以人字形编队匀速飞离防护要地。为了探测来袭无人机集群目标，在防护要地周边部署2台工作频段分别为Ku波段和L波段的三坐标雷达实现探测区域覆盖。通过有线通信的方式将探测结果发送给防护要地的控制设备，并实现雷达探测数据的引接、数据融合、集群属性辨识、威胁评估以及态势展示等操作。

2个集群目标匀速运动探测结果如图5所示，经过雷达探测、融合的单架无人机及其运动轨迹在态势图中实现实时直观展示。在集群属性辨识步骤中，设定参数 $\epsilon = 150\text{ m}$ 、 $MinPoints = 4$ ，基于DBSCAN算法识别出2个集群，其距离、速度、高度、无人机数量如图6所示，集群的运动方向如图5中的蓝线所示。

在初始时刻，识别到的集群1属性信息为：速度 8 m/s ，高度 277.71 m ，距离 831.44 m ，数量10。依据公式计算威胁值 $T=0.355$ ，评估威胁程度为“中”。集群2属性信息为：速度 8 m/s ，高度 277.71 m ，距离 1043.77 m ，数量10。依据公式计算威胁值 $T=0.271$ ，评估威胁程度为“低”。无人机集群目标继续沿着既定方向飞离要地。在 $t=170\text{ s}$ 时刻，识别到的集群1属性信息为：速度 8.3 m/s ，高度 277.15 m ，距离 2295.10 m ，数量10。依据公式计算威胁值 $T=0.128$ ，评估威胁程度为“无”。集群2属性信息为：速度 8.3 m/s ，高度 277.15 m ，距离

2507.25 m ，数量10。依据公式计算威胁值 $T=0.124$ ，评估威胁程度为“无”。

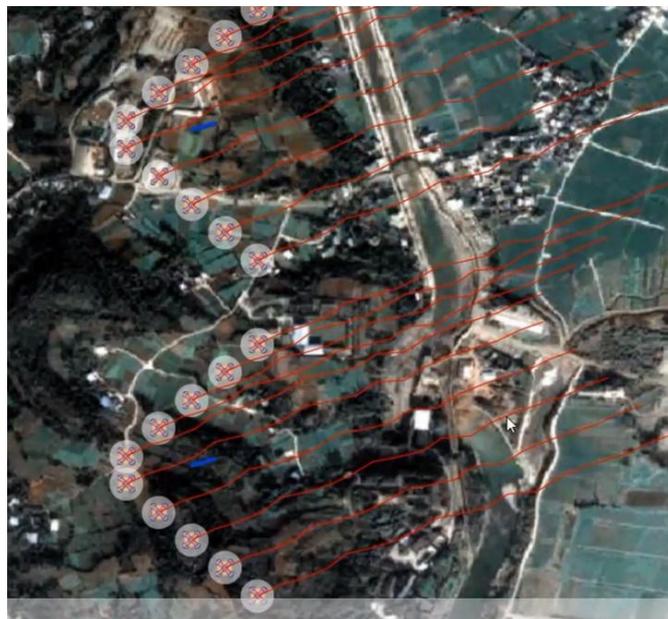


图5 无人机集群飞行场景



图6 无人机集群属性信息

通过实验验证，本文中的算法可以实现“低慢小”无人机集群目标雷达探测结果的融合、展示，基于探测结果实现集群属性识别，评估集群目标威胁程度。此外，在系统运行中能够得到防御战场的实时态势，为防御作战人员迅速开展后续反制措施奠定了基础。

值得注意的是，集群目标属性判断过程中采用的DBSCAN算法对输入的参数很敏感，而且是全局唯一的。参数 ϵ 设置过小，聚类得到的集群数量增加，碎片化严重，误报率增加；参数 ϵ 设置过大，聚类得到的集群数量减少，集群之间边界模糊，集群内部差异变大，失去对真实集群结构的分辨能力，漏报

率增加；参数 *MinPoints* 设置过小，聚类得到大量微小、不稳定的集群，聚类结果缺乏鲁棒性；参数 *MinPoints* 设置过大，真实的集群会被分割或遗漏，同时噪声比例升高。参数的设置与具体应用场景相关，且参数 ϵ 与参数 *MinPoints* 并非独立，需要协同调整，多次不断调试才能得到较好的检测效果。后续研究可以采用同类改进算法，例如 IDBSCAN 算法、BDSCANCC 算法等^[27]实现具体应用场景下更好的集群目标识别效果。IDBSCAN 算法基于数据分布自适应确定参数，提高了对不均匀密度数据的适应性，降低了参数选择的随意性，对不均匀密度数据有更好效果。BDSCANCC 算法引入边界检测机制，聚类边界更清晰，噪声识别更准确，适合复杂形状和密度变化的数据。在真实的应用场景中，无人机集群数量大、构型复杂，且智能集群和蜂群能够根据战场态势动态调整集群构型，IDBSCAN 算法、BDSCANCC 算法等改进算法有望减少参数依赖、提升集群识别的效率和鲁棒性。

无人机集群目标的威胁程度与多种因素有关，对其评估是一个多属性决策问题，确定各因素的威胁程度及其在综合分析中的权重是重要步骤。在实际应用场景中，各因素的属性值由于其自身的模糊性难以被精确量化。层次分析法依靠专家经验采用主观定义的隶属函数能够对速度、高度、距离、数量等因素的威胁值进行量化，但势必会引入新的不确定性。此外，该方法没有自学习以及自适应能力，难以满足在复杂场景中模型动态变化的需求。后续研究可以引入模糊理论、动态贝叶斯网络、深度学习等方法来描述复杂场景中的威胁信息，进而构建更加精确的威胁评估模型^[29]。在实际应用场景中，无人机集群目标的威胁程度不仅与其自身的机动属性有关，而且与目标自身杀伤力、雷达散射截面积、目标进入角度、载荷能力以及天气情况、能见度、风速等战场环境因素有关。在实际应用中需要对多方面的因素进行综合评估，以便得到更加合理的威胁评估结果。

6. 结论

本文以“低慢小”无人机集群探测防控为背景，提出了一种综合多源异构雷达探测数据融合、集群属性识别以及集群目标威胁评估的方法。首先引接分布式部署的多源异构雷达探测数据，通过时空对准、数据关联、航迹融合得到综合探测结果。在此基础上，采用 DBSCAN 算法对探测结果进行聚类，

识别探测目标中包含的集群，进而获取各集群目标的速度、方向、规模等信息。随后采用层次分析法构建无人机集群目标威胁综合评估模型，并实现对集群目标威胁程度的定量评估。最后通过实验验证了方法的合理性和有效性，可以为无人机集群目标防御作战场景中拟制防御计划方案、探索防御战法创新奠定技术基础，进而牵引无人机集群反制能力快速提升。

参考文献

- [1] 中国民用航空局. 2024 年民航行业发展统计公报 [EB/OL]. <https://www.mot.gov.cn/fenixigongbao/hangyegongbao/202505/P020250825409204940412.pdf>
- [2] 郑璐, 彭月平, 周彤彤, 等. “低慢小”飞行目标探测与融合技术综述[J]. 飞航导弹, 2021, 444(12): 93-98.
- [3] 陈美杉, 胥辉旗, 曹司磊. 要地防御中应对无人集群作战问题研究[J]. 飞航导弹, 2020, 421(1): 71-75.
- [4] 何兴秀, 崔玉伟, 杨祖强, 等. 无人机蜂群城市防御作战运用模式研究[J]. 航空科学技术, 2025, 36(1): 75-85.
- [5] Bonabeau E, Theraulaz G, Dorigo M. Swarm intelligence: From natural to artificial systems[M]. Oxford: Oxford University Press, 1999: 1-23.
- [6] 贾永楠, 田似营, 李擎. 无人机集群研究进展综述[J]. 航空学报, 2020, 41(S1): 723-738.
- [7] 朱付景, 杨勤泗, 朱义勇, 等. 要地防空反无人机指挥控制系统建设需求[J]. 国防科技, 2023, 44(5): 130-135.
- [8] 李浩, 孙合敏, 李宏权, 等. 无人机集群蜂群作战综述及其预警探测应对策略[J]. 飞航导弹, 2018, 407(11): 46-51.
- [9] 陈士涛, 李大喜, 孙鹏, 等. 美军智能无人机集群作战样式及影响分析[J]. 中国电子科学研究院学报, 2021, 16(11): 1113-1118.
- [10] 李坎, 李云鹏, 赵江波. 无人机集群自组织搜索仿真模型设计与实现[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(8): 1820-1833.
- [11] 谢海斌, 闫家鼎, 庄东晔, 等. 无人机集群反制技术剖析[J]. 国防科技, 2021, 4(1): 10-16.
- [12] Pieraccini M, Miccinesi L, Rojhani N. RCS Measurements and ISAR Images of Small UAVs[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2017, 32(9): 28-32.
- [13] Shoufan A, Al-Angari H M, Sheikh M F A, et al. Drone Pilot Identification by Classifying Radio-Control Signals[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(10): 2439-2447.

- [14] Opromolla R, Fasano G, Accardo D. A Vision-Based Approach to UAV Detection and Tracking in Cooperative Applications[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(10): 3391.
- [15] Anwar M Z, Kaleem Z, Jamalipour A. Machine Learning Inspired Sound-based Amateur Drone Detection for Public Safety Applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(3): 2526-2534.
- [16] 罗俊海, 王芝燕. 无人机探测与对抗技术发展及应用综述[J]. *控制与决策*, 2022, 37(3): 530-544.
- [17] 周豪, 胡国平, 师俊朋. 低空目标探测技术分析与发展[J]. *火力与指挥控制*, 2015, 40(11): 5-9.
- [18] 陆耀宾, 孙伟. 基于 MHT 的多传感器数据融合算法[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2008, 3(1): 24-29.
- [19] 屈旭涛, 庄东晔, 谢海斌. “低慢小”无人机探测方法[J]. *指挥控制与仿真*, 2020, 42(2): 128-135.
- [20] 曾雅俊, 王俊, 魏少明, 等. 分布式多传感器多目标跟踪方法综述[J]. *雷达学报*, 2023, 12(1): 197-213.
- [21] 陈唯实, 黄毅峰, 卢贤锋. 多传感器融合的无人机探测技术应用综述[J]. *现代雷达*, 2020, 42(6): 15-29.
- [22] 韩博文, 姚佩阳, 钟赟, 等. 基于 QABC-IFMADM 算法的有人/无人机编队作战威胁评估[J]. *电子学报*, 2018, 46(7): 1584-1592.
- [23] 陈侠, 乔艳芝. 基于小波神经网络的无人机目标威胁评估[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(8): 66-69.
- [24] Luo R, Huang S, Zhao Y, et al. Threat Assessment Method of Low Altitude Slow Small (LSS) Targets Based on Information Entropy and AHP[J]. *Entropy (Basel)*, 2021, 23(10): 1292.
- [25] 李明明, 卞伟伟, 甄亚欣. 国外“低慢小”航空器防控装备发展现状分析[J]. *飞航导弹*, 2017, 385(1): 62-70.
- [26] 祁蒙, 王林, 赵柱, 等. 新型“低慢小”目标探测处置系统的体系建设[J]. *激光与红外*, 2019, 49(10): 1155-1158.
- [27] Han Jiawei, Kamber M. *Data Mining: Concepts and Techniques, Second Edition*[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2015: 418-420.
- [28] 侯荣涛, 朱斌, 冯民学, 等. 基于 DBSCAN 聚类算法的闪电临近预报模型[J]. *计算机应用*, 2012, 32(3): 847-851.
- [29] 于晓野. 基于动态贝叶斯网络的空中目标威胁评估算法研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学自动化与电气工程学院, 2022: 17-29.