



研究与开发

基于K-Medoids提取信道状态特征的无人机探测方法

宋玲玉, 潘鹏, 刘天乐

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 对低空目标的有效管控是推动低空经济发展的关键。城市环境中强杂波和建筑物遮挡等因素使得传统雷达探测手段难以实现对低速无人机的有效监测。基于此, 提出了一种无人机探测的新思路, 即通过识别信道状态特征的变化来判断无人机是否出现在指定区域。该方法的核心在于利用城市中已广泛部署的移动基站等外辐射源, 基于K-Medoids聚类算法捕捉无人机出现后对原有多径信道路径数量的影响, 从而实现对无人机的感知。该方法不需要构建精确的参考信号, 也不需要利用多普勒体制抑制强杂波。仿真结果表明, 所提方法在1 km²范围内能实现80%以上的检测概率, 且随着范围缩小, 检测概率能达到90%左右, 因此能够在城市场景下有效探测低空慢速无人机。

关键词: 无人机; 信道状态信息; 外辐射源; K-Medoids算法

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025008

Drone detection method based on K-Medoids to extract channel state characteristics

SONG Lingyu, PAN Peng, LIU Tianle

School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Effective management of low-altitude targets is key to promot the development of the low-altitude economy. In urban environments, strong clutter and building occlusion make it difficult for traditional radar detection methods to effectively monitor low-speed drones. Based on this, a new approach of drone detection was proposed, which involved identifying changes in channel state characteristics to determine whether a drone was presented in a specified area. The core of this method lied in utilizing the already widely deployed mobile base stations and other external radiation sources in cities, capturing the impact of drone presence on the number of multipath channel paths by using the K-Medoids clustering algorithm, to achieve drone perception. This method did not require the construction

收稿日期: 2024-09-19; 修回日期: 2024-12-03

通信作者: 潘鹏, panpeng@hdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62301200); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LQ22F010004); 浙江省属高校基础研究基金资助项目 (No.GK219909299001-016)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62301200), Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.LQ22F010004), The Fundamental Research Funds for the Provincial Universities of Zhejiang (No.GK219909299001-016)



of an accurate reference signal nor the use of Doppler systems to suppress strong clutter. Simulation results show that the proposed method can achieve detection probabilities of over 80% within a range of 1 square kilometer, and the detection probability can reach about 90% as the range decreases. Therefore, it is capable of effectively detecting low-altitude, slow-moving drones in urban scenarios.

Key words: drone, channel state information, external radiation source, K-Medoids algorithm

0 引言

随着低空经济被首次写入政府工作报告, 低空经济迈向大规模商用的步伐持续加快, 各类低空飞行器的应用场景逐渐丰富, 与此同时, 相关的法律法规和监管手段还不够完善, 存在较为广泛的无人机黑飞、滥飞等问题, 给民众的人身安全、社会的安定发展和国家的安全和法治带来了严重挑战。因此, 对低空空域的有效管控成为统筹低空经济发展与安全的重要手段, 其中以对城市背景下低空慢速无人机的探测需求最为强烈。

当前对无人机的探测, 主要可根据其声、光、电磁特征, 基于雷达、射频信号、光学、声学等方式实现^[1]。其中, 基于射频信号的探测方式难以对无线电静默的无人机进行探测, 且容易受到非法无人机发送位置欺骗信息的干扰; 基于光学和声学的探测方式作用距离近, 易受遮挡和噪声影响; 基于雷达的探测方式则能够实现对非合作无人机的探测, 不受无人机类型的影响, 因此能满足针对“黑飞”等未入网、未登记、不符合国家强制标准的无人机的探测, 但是其在城市场景下存在较多的探测盲区, 并易受到低空杂波的影响。城市中移动通信基站等通信基础设施的完善, 为在城市环境中的目标探测提供了十分丰富的电磁信号, 使得基于通信信号开展无人机探测研究获得了广泛关注, 目前相关研究主要集中在基于移动通信信号、广播信号、卫星信号的外辐射源雷达的设计与开发上^[2]。一般而言, 外辐射源雷达系统仅靠被动接收辐射源的电磁信号^[3]

来实现检测, 一方面因不需要主动发射信号, 可降低被敌方探测的风险, 另一方面可充分利用已部署的通信设施, 减少投入, 避免电磁污染, 实现高效灵活的组网探测。文献[4]验证了基于卫星电视信号的外辐射源雷达进行无人机探测的可能性。文献[5]通过基于数字视频广播的AULOS无源雷达, 结合长时间相干积累和CLEAN多阶段算法有效实现了对小型无人机的监管。文献[6]利用450 MHz频段长期演进(long term evolution, LTE)技术移动通信信号, 通过被动相干定位技术融合异构传感器提出无源相干定位检测系统, 实现了对潜在无人机的检测。文献[7]提出了基于LTE外辐射源信号的无人机定位方法, 并利用多个LTE信号进行多频组网, 对无人机在不同场景下进行联合检测。文献[8]在不进行信号重构杂波抑制的基础上, 利用地面数字电视多媒体广播外辐射源雷达信号的循环平稳特性成功提取了无人机的微动特征, 实现了无人机的检测。

尽管基于外辐射源雷达的无人机探测系统已获得了广泛研究并在部分场景中得到了验证应用, 但在城市场景下, 该系统易受无人机飞行姿态、低空地面物体反射、高层建筑物遮挡等因素的影响, 从而导致目标检测较不稳定。特别是当无人机在建筑群间低空低速飞行时, 杂波问题成为制约其探测可靠性的核心挑战, 甚至可能导致无人机完全无法被探测。为解决这一问题, 本文提出利用收发机间的信道状态特征这一指标, 实现在指定区域内检测是否存在无人机, 为后续无人机的识别与定位奠定基础。

利用信道状态信息进行目标探测与识别,已在室内定位、运动目标探测、活动识别等方面获得了广泛研究。其中,文献[9]采用最小二乘法估计信号子空间投影的幅度和时延,利用无线信道状态信息重建信号空间,提高了信道估计精度,为室内无线定位提供了可行的方案。文献[10]基于信道状态信息结合遗传算法、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络,从信道状态信息(channel state information, CSI)中提取幅度和相位特征,增强对室内条件的模拟,实现对人们行走方向的估计。文献[11]通过分析移动热点(wireless fidelity, Wi-Fi)通信信道的信道状态信息,将从信号中提取到的由物体或人的反射引起的多径效应、衰减和相移用于活动识别、手势识别和生命体征监测。文献[12]提出了一种基于信道状态信息的持续认证方案,利用位置信息对无人机身份进行辅助认证。文献[13]在无线通信系统信道状态的基础上利用无线信号的时延、功率和频谱特征,实现了对用户的定位和环境感知,并对复杂无线信号环境中的定位算法进行了优化。需要注意的是,上述研究主要集中在室内场景,可获取的信道特征相对室外大尺度场景更加精准,无法直接应用于室外大尺度场景下的无人机探测中。

针对复杂城市场景,本文所提方法通过识别无人机出现前后对无线信道路径数的影响来实现无人机探测,因此不需要对无线信道进行精细刻画,如获取信道指纹信息,这降低了系统的实现难度。考虑无人机雷达散射截面积(radar cross section, RCS)较小,由其所引入的反射路径增益较低,本文提出利用K-Medoids算法实现对时域信道冲激响应阶数(路径数)的估计,相比基于固定阈值或自适应阈值^[14]的路径数估计算法,该算法提高了噪声环境下的估计鲁棒性。综上所述,本文所提方法旨在有效避免雷达体制所导致的强杂波及建筑物遮挡影响,为在城市场景下探

测低空低速飞行无人机提供了新的思路与解决方案。

1 系统模型

本文针对城市场景下无人机探测所面临的建筑物遮挡及强杂波影响等问题,提出基于信道状态特征的无人机探测方法,以实现小型无人机在城市建筑物间低速飞行或悬停状态下的有效探测。基于信道状态特征的无源探测系统模型如图1所示,该模型包含1个外辐射源和1个接收机,共同处于具有丰富多径下的城市场景中。对于外辐射源,由于移动通信基础设施已在城市中广泛部署,且信号带宽大,具有用于信道估计的导频,因此是构建本系统的理想外辐射源。对于接收机,主要利用通信基站发出的导频等各类信号执行信道估计任务,以信道状态的改变作为无人机探测的依据。由于无人机RCS较小,接收机需要具备较高的灵敏度。值得注意的是,由于所提方法并非基于外辐射源雷达原理,因此不需要参考信号,直达波也不是必要条件,这使得系统部署更加灵活。此外,即便存在建筑物遮挡的情况,一次绕射和二次反射所带来的多径信道改变仍能支持无人机的探测工作,尽管这种情况下漏检的概率会增大。

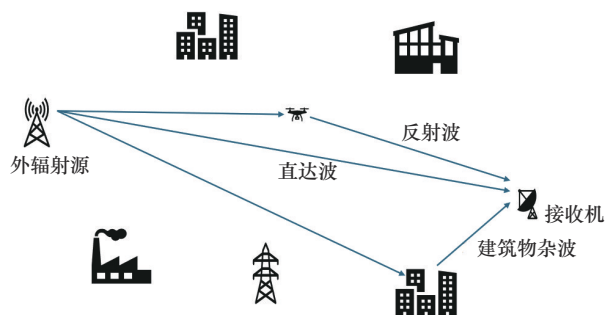


图1 基于信道状态特征的无源探测系统模型

为简单起见,本文采用单一外辐射源和单一接收机架构,且接收机采用单根全向天线,聚焦于信道参数的估计算法上,该算法可以扩展到多



辐射源、多接收机构成的探测系统，且接收机在配置阵列天线后，可进一步根据到达角以及信道指纹估计无人机的精确位置。下面从多径信道模型、RCS建模及信道状态变化等方面阐述所提算法的可行性。

1.1 多径信道模型

城市场景下，信号会经过多个路径传播到接收端，每条路径不同的传播距离和环境反射会导致不同的传播时延和振幅衰减。本文采用抽头延迟线模型对信道建模^[15]，该模型能够提供对信道传播时延和增益的合理估计。多径信道时域模型可以表示为^[16]：

$$h_0(t) = \sum_{l_1=1}^{L_1} \alpha_{l_1} \cdot e^{j2\pi f_{l_1} t} \cdot \delta(t - \tau_{l_1}) + \sum_{l_2=1}^{L_2} \alpha_{l_2} \cdot e^{j2\pi f_{l_2} t} \cdot \delta(t - \tau_{l_2}) + \sum_{l_3=1}^{L_3} \alpha_{l_3} \cdot e^{j2\pi f_{l_3} t} \cdot \delta(t - \tau_{l_3}) + w(t) \quad (1)$$

其中，等号右边第1项表示一次反射和直射路径集合，第2项表示二次反射的路径集合，第3项表示一次绕射的路径集合。第1项中， L_1 表示路径数，若存在直射路径，则 $l_1=1$ 表示直射路径， α_{l_1} 表示每条路径的增益， $\delta(t)$ 是狄拉克 δ 函数， f_{l_1} 为第 l_1 条路径产生的多普勒频移， τ_{l_1} 为第 l_1 条路径的时延， j 为虚数单位；第2项中， α_{l_2} 表示每条二次反射路径的增益， f_{l_2} 为第 l_2 条二次反射路径产生的多普勒频移， τ_{l_2} 为第 l_2 条二次反射路径的时延；第3项中， α_{l_3} 表示每条一次绕射路径的增益， f_{l_3} 为第 l_3 条一次绕射路径产生的多普勒频移， τ_{l_3} 为第 l_3 条一次绕射路径的时延。 $w(t)$ 表示随机白噪声。需要注意的是，本文仅考虑了一次和二次反射路径，这是因为三次以上的反射路径相比于一次和二次反射路径能量极弱，可忽略不计。收发端信号示意图如图2所示。

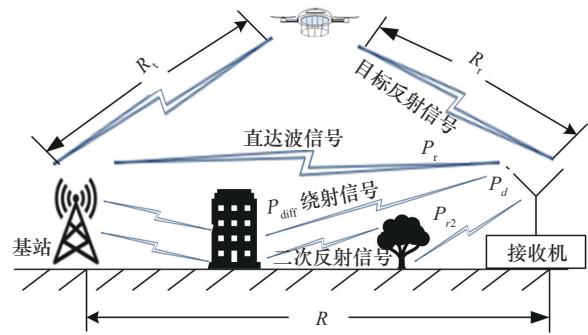


图2 收发端信号示意图

信号经过物体反射后会发生损耗。假设发射功率为 P_t ，发射端天线增益为 G_t ，则接收机获得的信号功率为：

$$P_r = \frac{P_t G_t \sigma}{4\pi R_t^2} \times \frac{1}{4\pi R_r^2} \times \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_t^2 R_r^2} \quad (2)$$

其中， G_r 为接收机的天线增益， R_t 为信号照射到目标的距离， R_r 为目标反射信号到接收机的距离， σ 为目标的RCS， λ 为波长。若信号以视距方式直接到达接收机，且收发端距离为 R ，则直达波信号功率 P_d 为：

$$P_d = \frac{P_t G_t}{4\pi R^2} \times \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 R^2} \quad (3)$$

部分信号也存在绕过建筑物到达接收机的情况，信号经过一次绕射后的功率 P_{diff} 为：

$$P_{diff} = P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot \frac{\lambda^2 \cdot \sigma}{(4\pi)^2 \cdot R_t^2 \cdot R_r^2} \cdot e^{-\alpha d} \quad (4)$$

其中， $e^{-\alpha d}$ 为空间衰减因子，考虑信号在传播过程中的衰减， α 为衰减常数，表示每单位距离的能量损失，在城市环境中由于建筑物的遮挡和反射，衰减可能会更大，通常 α 的值为1~5 dB/km， d 为传播距离。

多径信道冲激响应仿真参数设置见表1。时域多径信道冲激响应示例如图3所示。图3给出了城市场景下收发机相距1 000 m时的多径信道冲激响应，该示例并没有考虑噪声影响。由图3可知，经过建筑物反射的路径，其增益要远小于直达波路径，至少低35 dB。

表 1 多径信道冲激响应仿真参数设置

参数	取值
基站发射功率 P_t	10 W
发射天线增益 G_t	18 dB
接收天线增益 G_r	18 dB
地面散射体 RCS	根据基站到散射体的入射角度仿真得到
传播环境和信号特性相关的常数 K	0.5
衰减指数 β	2
地面散射体数量	由泊松分布生成
路径数 ($L_1+L_2+L_3$)	根据地面散射体数量变化
基站位置	(0,0,35)
接收机位置	(1 000,0,10)

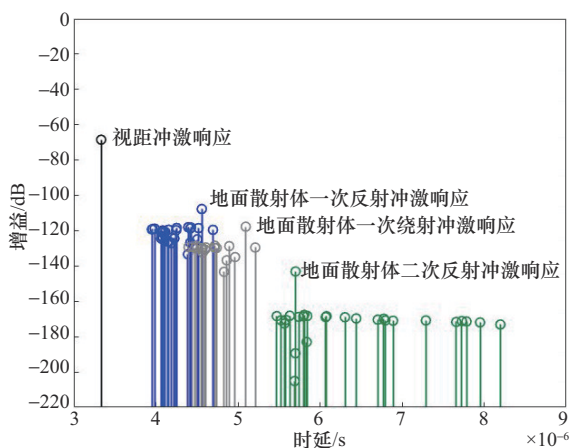


图 3 时域多径信道冲激响应示例

1.2 RCS建模

由式 (2) 可知, 在距离等参数确定后, 路径增益由反射物的 RCS 决定。为了确定无人机进入后对原始信道的影响, 需要明确经由无人机的路径增益大小, 即确定无人机的 RCS。本文利用物理光学法和镜面反射系数建模小型无人机的 RCS^[17], 一般可基于菲涅耳公式计算。菲涅耳反射系数与无线电波的入射角以及介质表面的介电常数有关, 垂直偏振菲涅耳反射系数和水平偏振菲涅耳反射系数分别为:

$$\Gamma_V = \frac{\varepsilon \sin \varphi - \sqrt{\varepsilon - \cos^2 \varphi}}{\varepsilon \sin \varphi + \sqrt{\varepsilon - \cos^2 \varphi}} \quad (5)$$

$$\Gamma_H = \frac{\sin \varphi - \sqrt{\varepsilon - \cos^2 \varphi}}{\sin \varphi + \sqrt{\varepsilon - \cos^2 \varphi}} \quad (6)$$

其中, ε 为介质表面的介电常数, φ 为入射信号与目标的夹角。入射信号与目标的夹角示意图如图 4 所示。

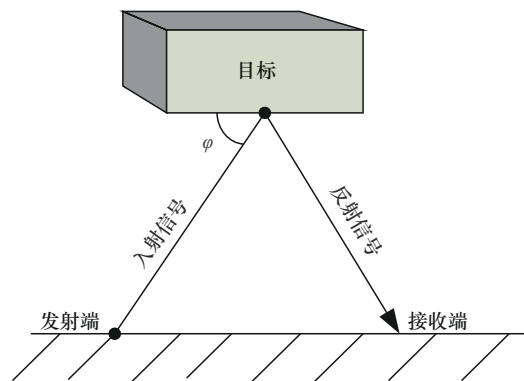


图 4 入射信号与目标的夹角示意图

根据文献[18], 若粗糙度为 θ , 镜面反射系数 ρ_s 为:

$$\rho_s = e^{-4\pi\theta} \cdot |\Gamma_V| \quad (7)$$

若入射波为 2 GHz 的 LTE 信号, 在将无人机近似为长 40 cm、宽 40 cm、高 16 cm 的长方体模型后, 根据无人机所采用的典型金属和非金属材料, 2 GHz 下无人机 RCS 与入射角的关系如图 5 所示, 在大部分情况下, 无人机的 RCS 值为 0.1 m^2 。

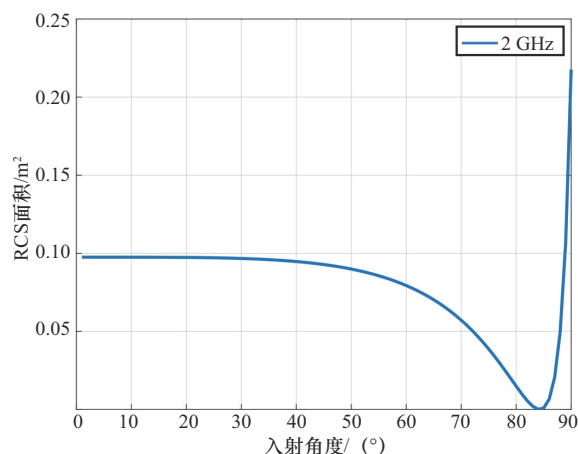


图 5 2 GHz 下无人机 RCS 与入射角的关系



类似地,也可以得到建筑物和汽车等地面散射物的RCS数值范围。其中,混凝土建筑物在2 GHz下的RCS通常在 $0.01\sim 10\text{ m}^2$ 。对于大多数常见的汽车材料,如钢铁、铝合金和塑料,其RCS会随着频率的增加而增加。普通轿车在2 GHz下的RCS在 $5\sim 25\text{ m}^2$ 。根据上述RCS典型值可知,小型无人机能带来可观察的多径信道改变,尽管并不显著;同时,地面汽车带来的多径信道改变可影响系统对无人机的检测。但是考虑由无人机反射的路径和由地面汽车反射的路径,到达角在垂直面上呈现不同的俯仰特性,可利用空间滤波进行滤除。接下来,本文根据小型无人机RCS特性对信道状态的改变进行描述。

1.3 信道状态变化

观察图1可知,无人机的出现会额外增加一条路径,即基站信号经过无人机反射后到达接收端。此外,部分信号经过无人机反射后,可能再经其他物体反射,最终才被接收端接收到。这种情况下,接收到的信号是否经过其他散射物的反射、反射的次数等存在不确定性。考虑多次反射增益极小,可以忽略不计,本文仅假设无人机的引入只增加无人机的一次反射路径,以及与建筑物数量相等的二次反射路径。基于这一信道改变,无人机的出现将会影响接收端接收到的信号构成。接收端的信号将包括直射信号、无人机出现前的多径信号、无人机的回波信号(一次反射)以及由于无人机出现而增加的二次反射信号。此时原来的延迟线模型将发生改变,存在无人机时的多径信道模型表示为^[16]:

$$h_1(t) = h_0(t) + \alpha_u \cdot e^{j2\pi f_u t} \cdot \delta(t - \tau_u) + \sum_{l_4=1}^{L_4} \alpha_{l_4} \cdot e^{j2\pi f_{l_4} t} \cdot \delta(t - \tau_{l_4}) \quad (8)$$

其中, α_u 为无人机一次反射的路径增益, τ_u 为该路径的时延, L_4 为由于无人机出现增加的二次反射路径数, f_{l_4} 为该路径产生的多普勒频移, α_{l_4} 为

第 l_4 条由无人机产生的二次反射路径的增益, f_{l_4} 为该路径产生的多普勒频移, τ_{l_4} 为该路径的时延。

由于无人机的出现,信道冲激响应发生变化,即无人机作为收发两端间的一个新散射体,使得收发端信道的路径数和时延扩展均得到改变,以此可作为无人机是否出现的判断标准。城市环境下外辐射源功率为10 W时,接收端信号的时延功率如图6所示。基站、地面散射体、接收端和无人机的空间分布如图7所示,在图7中,假设建筑物中心位置在给定区域内服从均匀泊松分布,高度和大小服从对数正态分布,外辐射源的高度为35 m,接收机高度为10 m,两者相距1 000 m,无人机随机出现在收发端之间,飞行高度为50 m。由图6可知,无人机的RCS较小,由其引起的路径增益低于由其他物体反射的路径增益,差值约20 dB以上。但是,信号经由无人机反射到接收端后,其功率仍远高于-200 dBw的城市背景噪声^[19],这为通过信道估计方法实现无人机探测提供了可能。同时,无人机飞行高度大于基站等外辐射源,由无人机导致的时延可能大于由建筑物导致的时延。此外,若发射功率足够大,还可以在背景噪声中观察到部分由无人机一次反射到建筑物,再反射到接收机的信号,即可观察到的信道多径数和时延扩展会由于这些二次反射进一步改变。

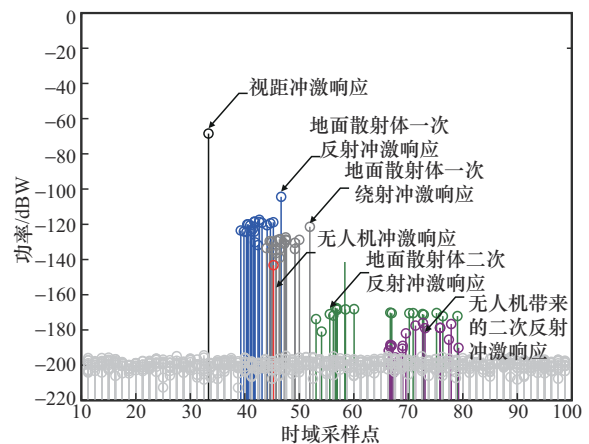


图6 接收端信号的时延功率

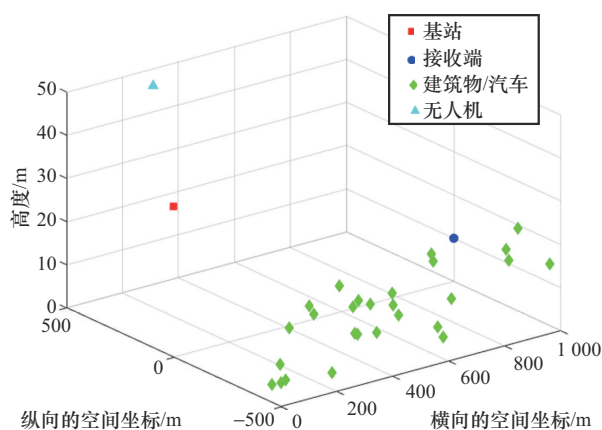


图7 基站、地面散射体、接收端和无人机的空间分布

因此，基于信道状态的变化，无人机的探测实际上可以转变为如下二元假设检测问题：

$$\begin{cases} H_0: h(t) = h_0(t) \\ H_1: h(t) = h_1(t) \end{cases} \quad (9)$$

其中， H_0 表示没有无人机存在时的多径信道， $h_0(t)$ 由式(1)给出， H_1 表示无人机存在时的多径信道， $h_1(t)$ 由式(8)给出。

2 基于信道状态特征的无人机探测方法

对于本文所提出的基于信道状态特征的无人

$$\begin{cases} y_0(t) = \sum_{l_1=1}^{L_1} \alpha_{l_1} \cdot e^{j2\pi f_{l_1} t} \cdot A(t - \tau_{l_1}) + \sum_{l_2=1}^{L_2} \alpha_{l_2} \cdot e^{j2\pi f_{l_2} t} \cdot A(t - \tau_{l_2}) + \sum_{l_3=1}^{L_3} \alpha_{l_3} \cdot e^{j2\pi f_{l_3} t} \cdot A(t - \tau_{l_3}) + w(t) \\ y_1(t) = y_0(t) + \alpha_u \cdot e^{j2\pi f_u t} \cdot A(t - \tau_u) + \sum_{l_4=1}^{L_4} \alpha_{l_4} \cdot e^{j2\pi f_{l_4} t} \cdot A(t - \tau_{l_4}) \end{cases} \quad (10)$$

其中， $A(t)$ 为发射信号。

注意到4G或5G信号一般采用正交频分复用(Orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)调制，信道估计往往在频域进行。在经过基于最小二乘^[20](least squares, LS)的频域信道估计后，所获得的频域信道响应可以表示为 \mathbf{h}_f ，若子载波个数为 N ，则 \mathbf{h}_f 为一个 $N \times 1$ 的列矢量，每个元素对应每个子载波上的信道增益。为了得到时域信道冲激响应，对其进行离散傅里叶逆变换(inverse discrete Fourier transform, IDFT)，可

机探测系统，接收机主要根据基站发出的导频持续执行信道估计任务。无人机的进入将导致收发间多径信道路径数的改变，可据此作为无人机在收发两端的区域内是否出现的判定依据。具体而言，在该系统部署完成后，接收机开始利用所对应的外辐射源，以一定的时间间隔来估计信道参数，当不存在无人机时，接收机可经信道估计获得时域信道冲激响应，记为 $h_0(t)$ ；当有无人机飞入后，该无人机将成为一个新的散射体，导致接收机估计的时域信道冲激响应发生改变，记为 $h_1(t)$ 。若前后时刻的信道冲激响应中多径数目出现明显改变，则表明所监视空域出现了新的散射体，即可能存在无人机飞入的情况。在城市场景中，可利用移动通信基站作为外辐射源，一方面是因为其信号带宽较大，可提供较高的时域多径分辨率，另一方面是因为可充分利用其导频进行信道估计。此外，当利用 $h_0(t)$ 作为先验知识后，通过分析 $h_1(t)$ 中由无人机反射的到达时间、到达角和路径增益，可进一步完成对无人机的定位。根据式(1)和式(8)，接收端接收到的信号可表示为：

以获得一个 $N \times 1$ 的矢量 \mathbf{h}_t ，代表了时域冲激响应的 N 点采样。因此基于 \mathbf{h}_t ，若子载波个数 N 和信号带宽足够大，且路径数小于子载波个数，可有效实现多径信道的路径数估计，显然4G或5G信号能较好地满足这一要求。

对于 \mathbf{h}_t 内的 N 个元素，若不存在噪声，则非零的元素对应于各条路径的增益，通过计算非零元素的值，即可得到总路径数。然而，由于噪声的存在，且经无人机反射的路径以及二次反射路径的增益较低，路径数的估计极易受到噪声影



响, 传统基于单一门限的分类将导致产生较大误差。因此, 本文提出基于K-Medoids的路径数估计算法, 通过将 \mathbf{h}_t 内的 N 个元素分类为路径增益和噪声, 实现路径数的统计。

K-Medoids算法是一种聚类算法, 用于将数据集分成预先定义数量的簇, 它以样本之间的距离作为度量标准, 通过最小化每个样本点与所属簇的中心点之间的距离平方的总和来进行聚类, 它是在K-Means算法的基础上改进得到的。与K-Means^[21]算法不同, K-Medoids选择实际数据点作为簇的中心, 而非平均值, 这使得K-Medoids对异常值更加鲁棒。总体来说, K-Medoids算法是一种强大的聚类方法, 尤其适用于对离群值较为敏感的情况。具体而言, 该算法在确定聚类后, 要重新确定每个聚类中的聚类中心, 然后根据新的聚类中心对原始数据进行分类。因此, 在基于K-Medoids的路径数估计中, 需要对 \mathbf{h}_t 内的 N 个元素进行聚类分析, 由于 \mathbf{h}_t 是由有效路径增益和噪声组成的, 因此只需要将 \mathbf{h}_t 中的元素分为两类, 一类是噪声, 另一类是有效路径, 具体步骤如下。

步骤1 使用得到的时域信道矢量采样点的幅度作为该方法的统计特性特征, 如下所示:

$$\mathbf{h}_t = [h[0], h[1], \dots, h[N-1]]^T \quad (11)$$

步骤2 选取 ζ_1 和 ζ_2 两个数据点设定为初始聚类中心, 令 ζ_1 为 N 个元素中的最大值, ζ_2 为 N 个元素中的最小值。

步骤3 按照式(12)计算剩下的数据与各自聚类中心的距离 d_k , 并将每个数据分配到距离自己最近的聚类中心的类中, 其中 $h[n]$ 表示信道矢量里的元素, o_i 表示各聚类中心。

$$d_k(h[n], o_i) = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (h[n] - o_i)^2} \quad (12)$$

步骤4 在每个类中, 按照顺序选取一个数据代替原有聚类的聚类中心, 并计算出代替后的消耗consume:

$$\text{consume} = \sum_{s \in \text{cen}_i} |s - o_i'|^2 - \sum_{s \in \text{cen}_i} |s - o_i|^2 \quad (13)$$

其中, cen_i 表示划分的类, o_i' 和 o_i 分别表示在该类中的新中心点和原始中心点, 若 $\text{consume} < 0$, 则用 o_i' 替换 o_i 。

步骤5 得到新的聚类中心, 重复步骤3和步骤4, 直到新生成的聚类中心不再发生变化。最后得到了两个聚类, 其中一个聚类包含有效路径增益(通常包含较大的幅度), 另一个聚类包含噪声(通常包含较小的幅度), 包含有效路径增益的聚类中元素个数即基于K-Medoids算法估计出的路径个数。

在利用K-Medoids算法对信道冲激响应 \mathbf{h}_t 进行处理时, 虽然能够有效捕捉到多径信道路径数的变化, 但这种变化并不特定于无人机的出现, 其他动态散射体如汽车等, 同样可能引起路径数的改变。为了区分无人机和其他散射体, 可以充分利用无人机的运动特性。无人机在空中的移动轨迹和速度与地面车辆有显著差异, 通过连续观察并分析路径数变化的时间序列数据, 可以提取出与无人机运动特性相符合的动态特征, 如路径数变化的频率、持续时间等, 进而在识别出路径数变化的同时还能够确定是否为无人机出现造成的。

作为对比, 下面给出基于能量分布检测的方法^[22]。在能量检测中, 通常会收到包含待检测信号的加性高斯噪声。针对时域信道矩阵 \mathbf{h}_t , 可以设置合适的阈值对信号和噪声的特征进行分离, 从而实现有效的信号检测, 具体步骤如下。

步骤1 计算 \mathbf{h}_t 中每个时域采样点的能量, 对于每个采样点 $h[n]$, 能量可以表示为幅度的平方, 即:

$$E[n] = |h[n]|^2 \quad (14)$$

步骤2 为了区分信号和噪声, 需要设置一个阈值 Δ 。信号通常具有较大的能量, 而噪声能量较小。因此, 选择阈值 Δ 的目标是使能量高于

阈值的部分被认为是信号，而低于阈值的部分被认为是噪声。本文使用能量的均值和标准差来设置阈值，如下所示。

$$\Delta = \mu + k\delta \quad (15)$$

设置阈值为均值加上 k 倍的标准差，其中 μ 为能量的均值， δ 为能量的标准差， k 为选择的系数。

步骤3 使用设定的阈值 Δ 对每个采样点的能量进行分类：如果 $E[n] > \Delta$ ， $h[n]$ 被认为是信号；如果 $E[n] \leq \Delta$ ，则 $h[n]$ 被认为是噪声。由此可以有效区分信号和噪声，能量大于阈值的采样点个数即通过能量分布算法估计得到的路径数。

在能量分布检测法的基础上，根据信号特性动态调整阈值得到自适应阈值检测法。自适应阈值检测法通过动态调整阈值以适应信号和噪声的变化，从而在非平稳环境中更准确地识别信号，相比之下，能量检测法依赖于固定阈值，容易受到噪声波动的影响，具体步骤如下。

步骤1 选择一个合适的滑动窗口大小 W ，该窗口用于计算短时均值和标准差。窗口大小根据信号的变化速率和持续时间来选择。如果信号变化较快，可能需要较小的窗口；如果信号变化较慢，可以选择较大的窗口。为了确保对信号的检测具有良好的分辨率，移动步长 S 应该尽量小。当窗口位于信号的开始或结束时（如 $n < W/2$ 或 $n > N - W/2$ ），可以在边界处补零，以保证计算的完整性。

步骤2 对于每个采样点 n ，根据设置的 W 和 S 计算每个窗口内的短时均值和标准差：

$$\mu[n] = \frac{1}{W} \sum_{m=n-W/2}^{n+W/2} h_t[m] \quad (16)$$

$$\sigma[n] = \sqrt{\frac{1}{W} \sum_{m=n-W/2}^{n+W/2} (h_t[m] - \mu[n])^2} \quad (17)$$

步骤3 对于每个采样点 n ，根据短时均值和

标准差设置自适应阈值：

$$\tau[n] = \mu[n] + k\sigma[n] \quad (18)$$

步骤4 使用计算的自适应阈值 $\tau[n]$ 对每个采样点进行分类：如果 $h[n] > \tau[n]$ ，则 $h[n]$ 被认为是信号；如果 $h[n] \leq \tau[n]$ ，则 $h[n]$ 被认为是噪声。通过自适应阈值检测法，可以有效设置滑动窗口，确保能够准确计算短时均值和标准差，从而提高信号与噪声的区分效果。对于每个采样点幅度大于自适应阈值的采样点个数即通过自适应阈值检测法估计得到的路径数。

3 仿真分析

本文提出的3种算法旨在实现信道估计参数中对路径数的估计，并通过识别变化前后的信道路径数来完成对无人机的探测。在未出现无人机时，信道路径包括直射路径、地面散射体路径及其二次反射路径；在出现无人机后，信道路径数将增加，包括无人机路径和无人机带来的额外二次反射路径。

在单发单收（single input single output, SISO）系统下的城市场景中，设置OFDM调制的子载波数 N 为128，变化前后的信道路径数由符合泊松分布生成的地面遮挡物数量确定，路径对应的幅度、时延等参数根据计算式得到。下面仿真比较以上3种信道估计方法估计路径数的准确度，将探测概率作为性能高低的指标。考虑低信噪比（signal-to-noise ratio, ANR）时，若仅按照路径数增加就判断为探测到无人机，不够准确，本文的探测成功标准是当估计出的路径数超过初始的多径路径数加无人机路径和无人机带来的二次反射路径数的一半，即估计路径增加数 $\geq \frac{1+L_3}{2}$ 。时延-多普勒信道模型和方法中的参数设置见表2。该仿真在每个SNR情况下，独立进行10 000次运算，运行结果记为 c_i ，计算平均检测概率 $\bar{C} = \sum_{i=1}^{10\,000} c_i / 10\,000$ 并记录。



表2 时延-多普勒信道模型和方法中的参数设置

参数	取值
基站天线数	1
接收天线数	1
子载波数 N	128
采样频率 f_s	100 MHz
采样时间间隔 Δt	$1/f_s$
信道增益系数 α_l	根据反射、绕射公式得到
仿真次数	10 000
阈值 Δ	0.005
窗口 W	10
步长 S	1
SNR	4~16 dB
探测区域边长	100 m、500 m、1 000 m

不同 SNR 下的探测概率仿真如图 8 所示, 该仿真的目的是比较使用 K-Medoids 算法、能量分布检测算法和自适应阈值检测算法这 3 种信道估计方法识别路径数变化的性能情况。其中能量分布检测算法的阈值 Δ 设置为 0.005; 自适应阈值检测算法的窗口 W 设置为 10, 步长 S 设置为 1。由图 8 可知, 无论 SNR 取多少, 本文所用 K-Medoids 算法始终优于能量分布检测算法和自适应阈值检测算法, 且随着 SNR 的增大, 检测概率随之增大。因此, 从变化前后信道 h_t 中划分信号的幅度和噪声幅度来估计信道的多径数的做法, 可以为无人机的探测性能提供保障。

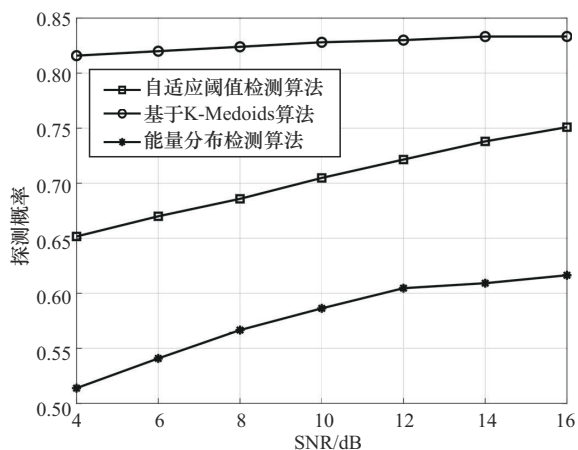


图8 不同SNR下的探测概率仿真

不同预设路径数下的路径数识别准确率仿真如图 9 所示, 该仿真的目的是比较使用 K-Medoids 算法、能量分布检测算法和自适应阈值检测算法这 3 种信道估计方法在不同范围预设路径数的情况下估计的准确度的性能。该仿真的 SNR 为 4, 能量分布检测算法的阈值 Δ 设置为 0.005。由图 9 可知, 基于 K-Medoids 算法、能量分布检测算法和自适应阈值检测算法对信道路径数的估计准确率均随预设路径数的增大而减小, 但基于能量分布检测法的路径估计方法是用固定阈值作为分界点来判断路径数的, 不如基于 K-Medoids 算法灵活, 且受预设路径数的影响更大。

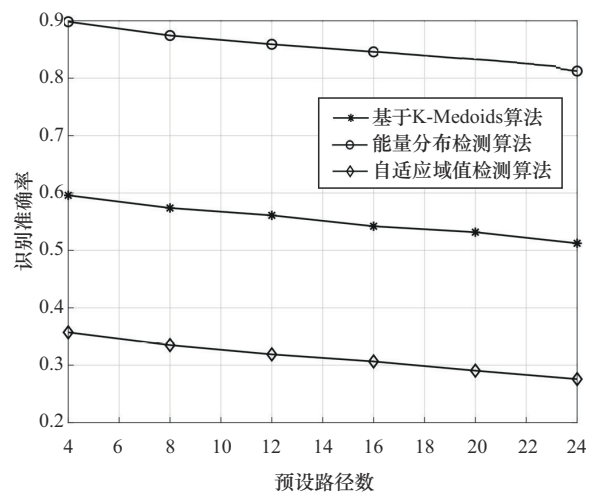


图9 不同预设路径数下的路径数识别准确率仿真

不同探测范围不同 SNR 下的探测概率仿真如图 10 所示, 该仿真的目的是使用 K-Medoids 算法在探测范围大小不同的情况下识别路径数变化的性能。其中划分了 3 种情况, 即探测范围为边长 100 m 的立方体区域、探测范围为 500 m 的立方体区域、探测范围为 1 000 m 的立方体区域, 在区域内散射体密度保持相同。由图 10 可知, 即使探测范围大小不同, 但随着信噪比的增大, 检测概率也随之增大。在较小的探测范围内, 由于信道条件相对简单, 接收到的无

人机反射信号幅度较大，K-Medoids 算法能有效地识别路径变化，因而成功概率较高。然而，随着探测范围的增大，信号噪声和干扰的影响也随之增加，导致信号的复杂度提升，探测概率有一定降低。

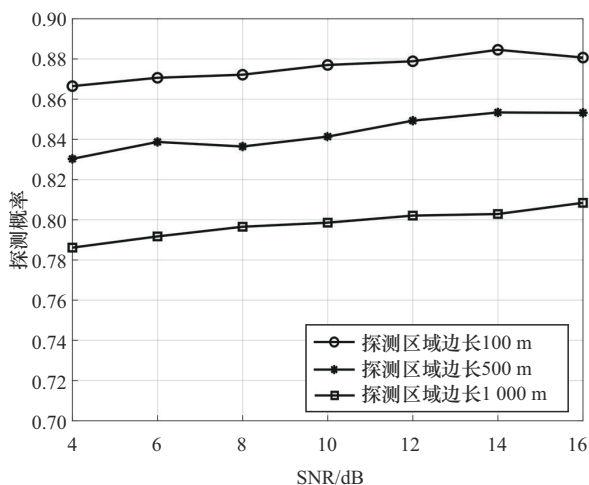


图 10 不同探测范围不同 SNR 下的探测概率仿真

不同散射体数量不同 SNR 下的探测概率仿真如图 11 所示，该仿真的目的在于使用 K-Medoids 算法在地面散射体数量不同的情况下识别路径数变化的性能。其中划分了 3 种数量情况，即较少、中等、较多，较少对应散射体数量 3~5 个，中等对应散射体数量 6~8 个，较多对应散射体数量 9~11 个。由图 11 可知，散射体数量较少的情况下，信号的传播路径较为直接和清晰，因此信道路径的变化更容易被探测到，探测概率较高，这是因为散射体数量少，路径结构简单，干扰较少，曲线表现为较高的探测概率，且随 SNR 增加而增加。散射体数量中等的情况下，探测概率在 SNR 较低时较低，但随着 SNR 的增加，探测概率会提高，曲线位于散射体数量较少的曲线下面。散射体数量较多的情况下，探测概率在所有 SNR 下最低，这是因为散射体和多径效应增加了路径检测的复杂性，使得路径的识别更加困难，探测概率较低。

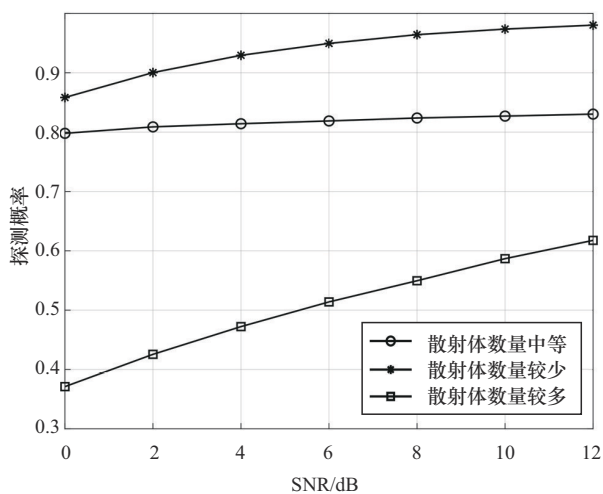


图 11 不同散射体数量不同 SNR 下的探测概率仿真

为了区分是由无人机还是由其他地面散射物（如汽车）造成的多径信道路径数变化，本文首先通过仿真生成了无人机和汽车两种不同场景下的信道冲激响应数据。随后，应用 K-Medoids 聚类算法对这些数据进行处理，通过路径数变化的时间序列特征进行聚类分析。根据无人机与汽车运动特性的不同（低速无人机的移动速度较慢或处于悬停状态，而汽车在地面上的速度较快且变化剧烈），K-Medoids 算法能够根据路径数变化的频率和持续时间等动态特征将数据分为两类。最后，得到了分别对应无人机和汽车的路径数变化频率图，不同速度的无人机和汽车在一段时间内的路径数变化频率如图 12 所示。仿真中的参数设置：信道样本数为 1 000，即时间点数；时间为 0~10 s，均匀分布在 1 000 个时间点上。无人机移动速度为 1.5 m/s，汽车移动速度为 10~20 m/s 内的一次变化。由图 12 可知，日常行驶中的汽车由于在发生速度变化时会引起剧烈的频率变化，通过判断频率的变化程度即可区分是什么散射物引起了路径数的变化，进而确定文中使用的算法对无人机探测的可行性。

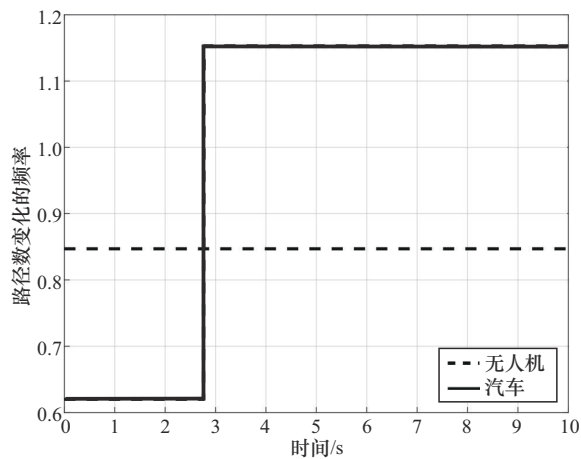


图12 不同速度的无人机和汽车在一段时间内的路径数变化频率

4 结束语

在SISO系统下的城市场景中,突然出现的无人机会给现有的信道带来影响,信道的路径数会增加,本文采用的K-Medoids算法、能量分布检测算法和自适应阈值检测算法这3种方法通过幅度或能量区分 h_t 中对应信号和噪声的元素,进而通过代表信号元素的个数估计得到路径数,最后识别出信道路径数的变化信息,以实现无人机的探测。仿真结果表明,本文提到的3种方法都具有探测效果,但这3种方法受到噪声的影响比较大,在环境噪声复杂和地面散射体分布密集的状况效果可能不尽如人意,今后还需要对算法进行进一步的优化。

参考文献:

[1] 蒋镭圻,白若楷,彭月平.低慢小无人机目标探测技术综述[J].飞航导弹,2020(9):100-105.
JIANG R Q, BAI R K, PENG Y P. A review of target detection technology for low-slow and small unmanned aerial vehicles[J]. Aerodynamic Missile Journal, 2020(9): 100-105.

[2] 苗铎,杨东凯,许志超,等.GNSS外辐射源雷达低慢小目标探测概率[J].北京航空航天大学学报,2023,49(3):657-664.
MIAO D, YANG D K, XU Z C, et al. Low-altitude, slow speed and small target detection probability of passive radar based on GNSS signals[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(3): 657-664.

[3] LU M, YI J, WAN X, et al. Target tracking in time-division-multifrequency-based passive radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(8): 4382-4394.

[4] UMMENHOFER M, LAVAU L C, CRISTALLINI D, et al. UAV Micro-Doppler signature analysis using DVB-S based passive radar[C]//2020 IEEE International Radar Conference (RADAR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1007-1012.

[5] MARTELLI T, FILIPPINI F, COLONE F. Tackling the different target dynamics issues in counter drone operations using passive radar[C]//2020 IEEE International Radar Conference (RADAR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 512-517.

[6] STEFFES C, DEMISSIE B, MANDT M, et al. Surveillance of critical infrastructure using the LTE450 network as passive radar illuminator: feasibility study and range assessment[C]//2022 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.

[7] 赵倩.基于LTE外辐射源的无人机定位技术研究[D].北京:北京邮电大学,2021.
ZHAO Q. Research on UAV positioning based on LTE illuminators[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.

[8] 谢跃雷,刘信,梁文斌.基于循环谱的外辐射源无人机微动特征检测[J].电讯技术,2021,61(4):446-453.
XIE Y L, LIU X, LIANG W B. Micro-motion feature detection of UAV based on passive radar and cyclic spectrum[J]. Telecommunication Engineering, 2021, 61(4): 446-453.

[9] HU Y, PENG A, LI S, et al. Channel state information-based wireless localization by signal reconstruction[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2023(1): 114.

[10] GUO Y, FEI R, LI J, et al. CBHQD: a channel state information-based passive line-of-sight human queue detection[J]. Digital Signal Processing, 2024, 154: 104687.

[11] GARCIA A A J, NAVARRO G F F, GUTIERREZ C J. Wireless sensing applications with Wi-Fi channel state information, pre-processing techniques, and detection algorithms: a survey[J]. Computer Communications, 2024, 224: 254-274.

[12] 于博尧.基于信道状态信息的多无人机网络持续认证方案[D].西安:西安电子科技大学,2020.
YU B Y. Continuous authentication for the multi-UAV network using channel state information[D]. Xi'an: XiDian University, 2020.

[13] 徐靖.基于无线信道状态信息的通信感知一体化关键技术研究[D].南京:东南大学,2022.
XU J. Research on key technologies in integrated sensing and communication based on wireless channel state information[D].

- Nanjing: Southeast University, 2022.
- [14] 梁静远, 陈明惠, 王惠琴, 等. 无线光通信自适应阈值检测技术研究进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 1-16.
LIANG J Y, CHEN M H, WANG H Q, et al. Research progress of adaptive threshold detection technology for wireless optical communication[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 1-16.
- [15] CISEK G, ZIELINSKI T P. Validation of cloud-radio access network control unit with intra-PHY architecture: Hardware-in-the-loop framework based on frequency-domain channel models[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2020, 32(1): e4134.
- [16] CHENMING Z, RONALD J, LINCAN Y, et al. Time domain and frequency domain deterministic channel modeling for tunnel/mining environments[J]. Progress in Electromagnetics Research C. Pier C, 2017, 79: 209-223.
- [17] YUAN H, JIA J, ZHANG R. An efficient algorithm to compute the RCS of UAV swarm based on spherical harmonic transform[J]. Electromagnetics, 2021, 41(4): 239-252.
- [18] 黄芳. 海上无线电波传播特性与信道建模研究[D]. 海口: 海南大学, 2015.
HUANG F. Research on characteristics of maritime wireless radio propagation and channel modeling[D]. Haikou: Hainan University, 2015.
- [19] 韦清玉. 基于外辐射源的低慢小目标无源探测研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2020.
WEI Q Y. Research on passive detection of low, slow and small targets based on external radiation sources[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2020.
- [20] BABU T A, RAO K D. Performance analysis of channel estimation techniques for 5G massive MIMO-OFDM system[J]. International Journal of Systems, Control and Communications, 2023, 14(2): 116-131.
- [21] STEINLEY D. K-means clustering: a half-century synthesis[J]. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 2006, 59(1): 1-34.
- [22] 谢兆哲, 程永强, 吴昊, 等. 基于 Toeplitz 矩阵特征值分解的 SAR 图像舰船目标检测方法[J]. 信号处理, 2023, 39(3): 496-504.
XIE Z Z, CHENG Y Q, WU H, et al. Ship target detection method in SAR imagery based on eigenvalue decomposition of the Toeplitz matrix[J]. Journal of Signal Processing. 2023, 39(3): 496-504.

[作者简介]



宋玲玉 (2000-), 女, 杭州电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信系统。



潘鹏 (1983-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院教授, 主要研究方向为 MIMO 及大规模 MIMO 预编码和容量分析、多用户检测。



刘天乐 (1988-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院讲师, 主要研究方向为绿色通信。