



专栏：低空通信

基于高阶累积量二维切片谱分析的无人机探测

胡雨晴¹, 肖宁桂¹, 张华², 辛朴杰¹, 潘鹏¹

(1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 航天时代飞鸿技术有限公司, 北京 102101)

摘要: 随着无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 在城市环境中的广泛应用, 其非法入侵带来的安全隐患逐渐突出, 复杂城市场景下此类“低小慢”目标检测成为当前研究难点。现有基于高阶累积量的检测方法能够抑制高斯噪声并刻画非高斯特性, 但在收发机距离较远或目标回波较弱时, 探测性能明显下降。针对这一不足, 提出了一种基于高阶累积量二维切片谱分析的探测方法, 即通过计算接收信号的高阶累积量展开函数, 以保留不同时延组合下的局部结构特征。提取二维切片进行谱分析, 通过构建基于频域能量的阈值检测器, 增强目标与背景干扰的可分性。仿真结果表明, 在复杂多径和低信噪比场景下, 所提方法在 500 m×500 m 探测范围内检测概率仍可稳定超过 60%, 验证了该方法对微弱 UAV 入侵信号的有效性 with 鲁棒性。

关键词: 无人机探测; 信道状态信息; 高阶累积量

中图分类号: TN393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026116

UAV detection based on high-order cumulant two-dimensional slice spectrum analysis

Hu Yuqing¹, Xiao Ninggui¹, Zhang Hua², Xin Pujie¹, Pan Peng¹

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

2. Aerospace Times Feihong Technology Co., Ltd., Beijing 102101, China

Abstract: With the widespread deployment of unmanned aerial vehicles in urban environments, security threats caused by illegal intrusions have become increasingly prominent. Detecting such “low-altitude, slow, and small” targets in complex urban scenarios remains a challenging problem. Existing detection methods based on high-order cumulants are capable of suppressing Gaussian noise and characterizing non-Gaussian signal features; however, their detection performance degrades significantly when the transmitter-receiver separation is large or the target echo is weak. To address this limitation, a detection method based on two-dimensional slice spectrum analysis of high-order cumulants was proposed. Specifically, the high-order cumulant expansion function of the received signal was computed to preserve local structural features under different delay combinations. Two-dimensional slices were extracted for spec-

收稿日期: 2025-12-01; 修回日期: 2026-01-12

通信作者: 潘鹏, panpeng@hdu.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.QN26F030040)

Foundation Item: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.QN26F030040)



tral analysis, and a frequency-domain energy-based threshold detector was constructed to enhance the separability between the target and background interference. Simulation results demonstrate that, in complex multipath and low signal-to-noise ratio scenarios, the proposed method can maintain a detection probability exceeding 60% within a 500 m×500 m surveillance area, thereby validating its effectiveness and robustness for detecting weak UAV intrusion signals.

Key words: UAV detection, channel state information, high-order cumulant

0 引言

随着无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 技术的快速发展及广泛应用, 其安全与隐私问题日益凸显。由于 UAV 飞行速度慢、雷达散射截面积 (radar cross section, RCS) 较小且飞行在低空区域 (即典型的“低慢小”^[1]目标), 易受到地面强杂波的干扰, 尤其是在复杂城市环境中, 多径效应和地面杂波的影响更为显著。传统雷达探测技术难以实现对 UAV 的有效检测。

针对“低慢小”目标的探测, 目前主要技术包括红外与光电探测技术、雷达探测以及射频探测等^[2-3]。其中, 雷达是“低慢小”目标探测与识别的重要技术途径^[4-6]。文献[7]提出了一种基于雷达的非接触式震动特征识别方法, 用于远距离对 UAV 进行检测与分类。文献[8]基于雷达与深度学习实现 UAV 分类, 分析了噪声对分类精度的影响, 并在现场可编程门阵列 (field-programmable gate array, FPGA) 硬件平台上验证了实时部署性能。文献[9]则利用雷达所接收到的小型 UAV 旋翼产生的微多普勒信号, 结合经验模态分解方法, 实现了 UAV 与其他飞行目标的区分, 在仿真与实测数据中均表现出良好的可行性。文献[10]提出了雷达无人机集群监控方法, 融合频率估计与相位比较以精确估计波路径差, 完成集群三维定位、轨迹生成与目标地图构建, 为反无人机拦截提供技术支持。然而, UAV 雷达散射截面积较小, 其回波信号往往极其微弱, 在复杂环境背景和多径反射中容易淹没, 导致传统基于能量门限或者匹配滤波检测方法性能显著下

降甚至失效^[11-12]。

当 UAV 进入探测区域以后, 会引入新的传播路径, 使收发信道状态发生微小变化^[13], 虽然信道状态特性可以为强杂波与多径环境下的检测提供新的思路, 但这些变化通常十分微弱, 传统方法难以充分利用。高阶累积量 (higher-order cumulant, HOC) 作为一种描述随机过程高阶统计特性的数学工具, 对这类微弱信号特征具有天然的敏感性, 因此, 本文采用高阶累积量来提取由 UAV 引入的细微信号变化。HOC 的主要优势有两方面: 其一, 能够天然抑制高斯噪声, 降低背景干扰; 其二, 能够刻画非高斯特性, 对微弱信号敏感, 在信号波动幅度小时仍能保留关键统计信息。然而 HOC 也存在局限性, HOC 的计算复杂度高, 尤其是在大数据量下, 展开函数会生成庞大的三维数据, 通常需要通过切片等方法进行降维处理。基于高阶累积量的系统辨识与信号处理技术^[14]已在多个领域得到了广泛应用, 为本文研究提供了坚实的理论基础与方法支撑。

张贤达和张远声^[15]提出了一种利用高阶累积量进行有限冲激响应 (finite impulse response, FIR) 系统辨识的方法, 验证了高阶累积量在非高斯信号分析中的有效性, 为基于高阶累积量的 UAV 目标探测提供了理论依据。随后, 越来越多的研究者将高阶累积量应用于 UAV 信号检测与识别。文献[16]提出了一种基于高阶累积量的 UAV 信号调制识别方法, 该方法将时间-频率表示与 HOC 特征相结合, 输入神经网络实现识别。并通过最大似然估计补偿相位噪声和联合特征提取增强识别性能。文献[17]提出了一种基于四阶累积

量的到达角矩阵算法,用于解决阵元位置随机、指向偏差和相位误差导致的传统到达角估计方法失效问题。文献[18]提出了一种基于高阶累积量方差的UAV检测方法,用于分析UAV飞行对电磁环境的扰动,并推导了探测概率和虚警概率解析表达式,搭建实验平台验证了该方法的可行性。该文献提出了一种新颖、低成本且易部署的无人机检测思路,充分利用现有通信网络实现无源探测,为UAV检测提供了一种新的具有应用潜力的技术路径。然而,该方法的实验条件相对受限,文献[18]中发射机与接收机之间水平距离仅为20 m,当UAV水平探测距离为10~30 m时,探测概率约下降至50%;当UAV垂直探测距离低于或高于基线并且水平距离超过30 m时,探测概率仅约20%。因此,在UAV与收发机距离较远或信号较微弱的场景下,该方法的工程实用性存在一定局限。

为改善上述不足,本文提出一种基于高阶累积量二维切片谱分析的UAV微弱信号检测方法。不同于文献[18]直接利用四阶累积量公式对接收信号计算全局统计量并进行阈值判决的方式,本文首先计算接收信号的四阶累积量展开函数,提取二维切片矩阵进行差分处理,以保留累积量在不同时延组合下的局部结构特征;随后对切片矩阵进行快速傅里叶变换(FFT)频域谱分析,使用对角线谱数据进行阈值检测,从而有效增强目标信号与背景或干扰的分离度,在低信噪比和复杂多径环境下,所提方法在500 m×500 m探测范围内的探测概率仍能稳定在60%以上,拓展了高阶累积量方法的适用场景。此外,本文在建模上充分考虑了复杂电磁环境下的信道统计特性,通过累积量局部结构和频域能量刻画无人机的非高斯特性,实现对微弱入侵信号的鲁棒检测。

1 系统模型

针对复杂城市环境下的UAV探测问题,所提出的城市场景下基于信道状态改变的UAV探测系

统如图1所示,由一台发射机和一台接收机组成,接收机用于实时估计收发两端的信道状态,一旦信道状态发生改变,即意味着UAV的可能侵入。显然,发射机可由移动通信基站、广播电台等外辐射源来替代,且无须建立收发两端的时间同步或者协作。

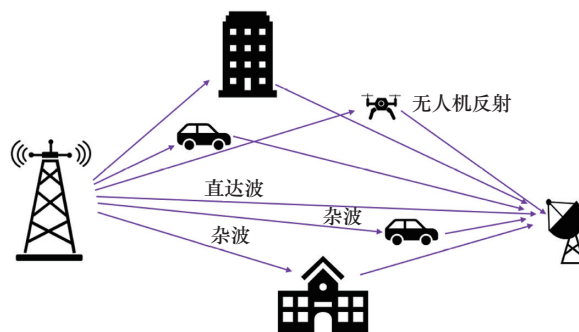


图1 城市场景下基于信道状态改变的UAV探测系统

在城市场景下,信号传播会受到建筑物、道路以及车辆等复杂环境的反射、折射,产生多径效应^[19]。不失一般性,为了更好地说明所提方法,本文研究假设发射机采用直序扩频,既能有效提高系统的抗干扰能力,又能增强多径分辨率。需要注意的是,只要外辐射源信号具有一定的带宽,能够满足探测范围内的多径分辨率,所提方法就能适用。因此在实际应用中,可充分利用环境中现有的宽带通信信号或宽带广播信号作为照射源,实现对UAV的探测,从而进一步拓展本文方法在复杂城市环境中的适用性。

发射信号可表示为:

$$s(t) = \sum_n c_n g(t - nT_c) \exp(2\pi f_c t) \quad (1)$$

其中, c_n 为伪随机序列, $g(t)$ 为脉冲成形函数, t 是连续时间变量,表示信号在时间轴上的瞬时时间, n 是离散索引,表示第 n 个码片或符号, f_c 为载波频率, T_c 为码片持续时间。

复杂城市场景下,信号在传播过程中会经历多条反射、折射路径到达接收端,由于各个路径的传播距离和反射环境不同,接收信号会产生不



同时的时延与衰减。入侵 UAV 作为传播环境中的移动散射体，其运动和结构特性会引入新的时变反射路径，从而导致传播信道 $h(t)$ 产生相较于无 UAV 环境不同的变化。下边将分为无 UAV 和有 UAV 两种场景分别阐述。

(1) 无 UAV 场景：当不存在 UAV 目标的情况下，信号传播主要受城市中建筑物、地面等散射体的影响。此时，基于抽头延时线模型^[20]的信道冲激响应可以表示为：

$$h(t) = \sum_{i=1}^{M_c} a_i \delta(t - \tau_i) \quad (2)$$

其中， M_c 为多径分量总数， a_i 为第 i 条传播路径的复衰减系数， $\delta(t)$ 为单位冲激响应函数， τ_i 为第 i 条路径对应的时延。

由此，接收端接收到的信号可表示为：

$$y(t) = \sum_{i=1}^{M_c} a_i s(t - \tau_i) + w(t) \quad (3)$$

其中， $s(t)$ 为基站发射信号， $w(t)$ 为均值为零、功率谱密度为 σ_w^2 的加性高斯白噪声。

(2) 有 UAV 场景：当 UAV 在 t 时刻入侵探测系统时，其机体表面会对电磁波产生反射，从而在传播环境中引入新的时变路径。考虑经 UAV 二次反射的增益较小，本文仅考虑一次反射而忽略二次及更高次反射的影响。那么 UAV 入侵场景下的信道响应可以表示为：

$$h(t) = \sum_{i=1}^{M_c} a_i \delta(t - \tau_i) + a_u \delta(t - \tau_u) \quad (4)$$

其中， a_u 为 UAV 反射路径的复增益， τ_u 为该路径对应的传播时延。

发射信号经由散射体到达接收机后，信号功率会因空间扩散与目标散射产生衰减。则式 (2) 中第 i 条传播路径的增益 a_i 和式 (4) 中 UAV 反射路径增益 a_u 都可用双基地雷达方程表示为：

$$P_R = \frac{P_T G_T \sigma}{4\pi R_T^2} \times \frac{1}{4\pi R_R^2} \times \frac{G_R \lambda^2}{4\pi} = \frac{P_T G_T G_R \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_T^2 R_R^2} \quad (5)$$

其中， P_R 为接收端接收功率， P_T 为发射功率； G_T 和 G_R 分别为发射端和接收端的天线增益； R_T

和 R_R 分别为发射端至散射体和散射体至接收端的距离； σ 为散射体的 RCS， λ 为信号波长。

因此当 UAV 入侵后接收机的接收信号为：

$$y(t) = \sum_{i=1}^{M_c} a_i s(t - \tau_i) + a_u s(t - \tau_u) + w(t) \quad (6)$$

由于 UAV 的 RCS 通常显著小于建筑物和汽车等常见散射体，其对应路径增益（见式 (5)）也相应较低，回波信号易被强散射体的反射分量淹没，难以被直接检测到。为此，本文基于接收信号的高阶累积量切片谱特性，设计了一种 UAV 入侵检测方法，具体描述如下。

2 基于高阶累积量切片的 FFT 特征提取

2.1 高阶累积量

根据式 (2)、式 (4) 可知，多径信道可视为一个 FIR 系统。对于此类系统，其自相关函数与 FIR 系数之间存在一组非线性映射关系，传统二阶统计量方法难以有效辨识。高阶累积量在抑制高斯噪声和表征系统非高斯特性方面具有显著优势。基于此，本文使用高阶累积量方法来进行有无 UAV 的系统辨识。

设接收信号 $y(n)$ 由非高斯平稳信号 $x(n)$ 与高斯噪声 $w(n)$ 组成，即：

$$y(n) = x(n) + w(n) \quad (7)$$

根据高阶累积量的基本性质，对于高斯噪声而言，其三阶以上的高阶累积量为零，因此接收信号高阶累积量仅由非高斯分量 $x(n)$ 决定，但发射信号需满足平稳条件。对于通信信号，一般可以假设为平稳。此时，接收信号的高阶累积量有如下关系：

$$c_{ky}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) = c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) \quad (8)$$

其中， k 为累积量阶数， $\tau_1, \dots, \tau_{k-1}$ 为时延参数。

进一步，根据 Brillinger-Bloomfield-Rosenblatt 公式，接收信号的高阶累积量与系统冲激响应之间的关系可表示为：

$$c_{ky}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) = \gamma_{ke} \sum_{i=0}^{\infty} h(i)h(i+\tau_1) \cdots h(i+\tau_{k-1}) \quad (9)$$

其中, γ_{ke} 为输入信号的 k 阶累积量常数, $h(i)$ 为系统冲激响应, 长度为 N 。

当 $k=3$ 时, 三阶累积量可表示为:

$$c_{3y}(\tau_1, \tau_2) = \gamma_{3e} \sum_{i=0}^{\infty} h(i)h(i+\tau_1)h(i+\tau_2) \quad (10)$$

当 $k=4$ 时, 四阶累积量可表示为:

$$c_{4y}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \gamma_{4e} \sum_{i=0}^{\infty} h(i)h(i+\tau_1)h(i+\tau_2)h(i+\tau_3) \quad (11)$$

针对有无 UAV 情况下的信道辨识, 本文提出了一种基于四阶累积量二维切片谱分析方法。对接收信号计算四阶累积量, 可得到一个三维矩阵 c_{4y} , 描述信号在不同时延组合下的联合统计特性, 对非高斯信号 (如包含 UAV 散射的信号) 具有敏感性。然而该三维矩阵维度较大、数据量庞大, 直接分析不仅计算复杂度高, 而且难以提取有效特征。因此, 需将三维矩阵降维至二维表示, 同时尽可能保留原始矩阵的统计特性。

目前常见的降维方式主要有切片、投影降维和线性统计降维等。其中, 切片法最为直观, 即在三维矩阵中选取具有代表性的二维平面或特定方向, 保留该方向上的统计结构信息。本文对 UAV 的检测采用高阶累积量的二维切片, 例如, 可保留 τ_1, τ_2 , 并令 $\tau_3=0$, 则有:

$$c_{4y}(\tau_1, \tau_2) |_{(\tau_3=0)} = \gamma_{4e} \sum_{i=0}^{\infty} h(i)^2 h(i+\tau_1)h(i+\tau_2) \quad (12)$$

该二维切片反映了信道冲激响应 $h(i)$ 的非高斯统计特征。当 UAV 入侵时, 信道特征变化会引起高阶累积量谱分布的异常, 因此可利用其频谱差异实现目标检测与判决。

本文分别对相邻时段 (记为 t 与 $t+1$) 的接收信号计算其四阶累积量, 并选取高阶累积量矩阵中 $\tau_1=0$ 的二维切片 (即 $\tau_2-\tau_3$ 平面) 作为分析对象。对该二维切片做差分处理, 以对比有 UAV 入侵与无 UAV 入侵场景下, 由 UAV 引入新散射路

径所导致的额外高阶分量, 即:

$$\Delta c_{4y} = c_{4y}^{(t+1)} - c_{4y}^{(t)} \quad (13)$$

其中, $c_{4y}^{(t+1)}$ 和 $c_{4y}^{(t)}$ 分别表示 $t+1$ 和 t 时段的接收信号四阶累积量。

基于上述差分结果, 为了定量刻画信道统计特性的前后变化, 揭示 UAV 入侵对信道高阶累积量所产生的扰动, 将对差分矩阵进行二维谱分析, 用以提取特征。

2.2 切片特征提取

首先对式 (12) 进行二维傅里叶变换, 可得其频域表示为:

$$C_{4y}(f_1, f_2) = \gamma_{4e} \sum_{\tau_1} h(\tau_1) e^{-j2\pi f_1 \tau_1} \sum_{\tau_2} h(\tau_2) e^{-j2\pi f_2 \tau_2} \sum_{i=0}^{\infty} h^2(i) e^{j2\pi(f_1+f_2)i} \quad (14)$$

令:

$$H(f) = \sum_{\tau} h(\tau) e^{-j2\pi f \tau} \quad (15)$$

以及:

$$S(f_1+f_2) = \sum_{i=0}^{\infty} h^2(i) e^{j2\pi(f_1+f_2)i} \quad (16)$$

则式 (14) 可以表示为:

$$C_{4y}(f_1, f_2) = \gamma_{4e} H(f_1)H(f_2)S(f_1+f_2) \quad (17)$$

由于傅里叶变换的线性特性, 式 (13) 中的 Δc_{4y} 傅里叶变换可由 $t+1$ 和 t 时段四阶累积量的傅里叶变换之差得到。同时考虑在二维傅里叶变换的对角线特征, 即 $f_1=f_2=f$ 的情形, Δc_{4y} 的二维傅里叶变换在对角线上的频谱可表示为:

$$\Delta C_{4y}(f) = \gamma_{4e(t+1)} H_{t+1}^2(f) S_{t+1}(2f) - \gamma_{4et} H_t^2(f) S_t(2f) \quad (18)$$

本文考虑四阶累积量切片二维傅里叶变换后的对角线作为分析对象, 主要是对角线上具有较强的结构特征, 同时能量更为集中, 使得 UAV 出现前后, 对角线频率分量的频谱幅度能够更敏感地刻画信道响应的变化。基于上述分析, 本文选取高阶累积量切片二维傅里叶变换的对角线幅度谱作为无人机入侵检测的关键特征。在无 UAV 情况下, 用对角线数据构建检测阈值; 当测试时段



中对角线幅度谱能量的最大值超过该阈值时，判定为有 UAV 入侵；小于等于阈值时，判定为无 UAV 入侵。

具体地，UAV 的检测可以转变为如下二元检测问题：

$$\begin{cases} H_1, \max_f(\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f)) > T (\text{有 UAV 场景}) \\ H_0, \max_f(\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f)) \leq T (\text{无 UAV 场景}) \end{cases} \quad (19)$$

其中， H_1 表示有 UAV 入侵， H_0 表示没有 UAV 入侵， $\max_f(\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f))$ 为四阶累积量差分矩阵二维谱对角线元素最大值， T 为判决门限。

2.3 阈值分析

四阶累积量能够抑制高斯噪声并突出非高斯成分，因此可很好地反映 UAV 入侵引起的高阶相关特性。进一步分析高阶累积量二维切片谱，其能量主要沿对角线方向呈现显著波动，所以本文选取对角线数据作为后续异常检测的主要统计数据。根据奈曼-皮尔逊 (Neyman-Pearson, NP) 准则^[21-22]，构建基于频域能量的阈值最优检测器。在给定虚警概率 P_{FA} 下，通过对角线幅度谱能量最大值与阈值进行比较，判定是否存在异常 (目标)。

步骤 1：估计背景统计量

从无 UAV 环境数据中选取频点集合 \mathcal{F}_0 ，计算样本均值与标准差：

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N_0} \sum_{f \in \mathcal{F}_0} \Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f), \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N_0 - 1} \sum_{f \in \mathcal{F}_0} (\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f) - \hat{\mu})^2} \quad (20)$$

假设：仅噪声下， $\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f) \approx N(\mu, \sigma^2)$ ，其中 $\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f)$ 为接收信号四阶累积量差分矩阵二维谱对角线元素。

步骤 2：设定虚警概率 P_{FA} ，计算阈值

根据 Neyman-Pearson 准则，对于单点检测，阈值满足：

$$P_{\text{FA}} = P(\Delta C_{4y}^{\text{diag}}(f) > T | H_0) = 1 - \Phi\left(\frac{T - \mu}{\sigma}\right) \quad (21)$$

其中， $\Phi(\cdot)$ 为标准正态 CDF。 H_0 表示无 UAV 场景。

解得阈值：

$$T = \mu + \sigma \Phi^{-1}(1 - P_{\text{FA}}) \quad (22)$$

在实际应用中，采用样本估计值：

$$T = \hat{\mu} + \hat{\sigma} \Phi^{-1}(1 - P_{\text{FA}}) \quad (23)$$

其中，常用近似 $n = \Phi^{-1}(1 - P_{\text{FA}})$ ， n 取 3， $P_{\text{FA}} = 1 - \Phi(3) \approx 1.35 \times 10^{-3}$ 。

2.4 计算复杂度与工程实现分析

本文所述方法的核心步骤包括高阶累积量计算与二维快速傅里叶变换。若观测序列长度为 N ，累积量计算时所搜索的时间时延范围为 L (即式 (12) 中时延 τ_1, τ_2 的搜索范围)，则高阶累积量的计算复杂度阶数约为：

$$\mathcal{O}(NL^2) \quad (24)$$

在提取二维切片进行 FFT 处理时，若二维点数为 $K \times K$ ，则二维 FFT 的复杂度阶数为：

$$\mathcal{O}(K^2 \log K) \quad (25)$$

其中， $K = 2L + 1$ 。与传统能量检测的 $\mathcal{O}(N)$ 相比，复杂度显著增加。但在所考虑的场景下，传统能量检测无法识别如此微弱的信号变化。尽管所提算法复杂度增加，一方面，高阶累积量属于离线统计加 FFT 结构，可以通过滑窗更新、并行累积量统计、硬件 FFT IP 核等方式显著降低时延；另一方面，算法不依赖训练数据，避免了深度学习方法在边缘设备上模型存储与推理功耗大的问题。综合来看，通过算法-硬件协同优化，该算法在边缘侧设备实现实时处理具备可行性。

3 实验仿真

本节旨在验证高阶累积量二维切片幅度谱特征提取算法的 UAV 探测性能，并对仿真结果进行分析。仿真系统采用单基站与单接收端配置，发射机和接收机之间水平距离约为 500 m，城市中多径信号散射物为建筑物和车辆，在探测区域内

服从均匀分布，其中建筑物和汽车的RCS分别取5和1^[23]，以此构建复杂城市场景下的UAV探测信道模型。发射信号采用扩频伪随机码（pseudo-noise, PN）序列，接收信号通过与信道卷积获得。在无UAV环境下，仅考虑建筑物和车辆的反射杂波；当UAV入侵时，加入UAV的反射路径，UAV在探测区域内随机出现，其RCS设为0.01^[24]。信道模型仿真参数设置见表1。

表1 信道模型仿真参数设置

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
采样频率 f_s	40 MHz
采样时间间隔 Δt	$1/f_s$
信号带宽 B	9.6 MHz
码片周期 T_c	1/B

为了更直观地展示不同场景下高阶累积量二维切片幅度谱的差异，本文从多个视角对比分析了无UAV环境与有UAV入侵环境下的频谱特征。无UAV与有UAV入侵高阶累积量二维切片幅

度对比如图2所示。图2(a)与图2(b)分别为两种环境下差分信号经过FFT后的对数幅度谱三维曲面图。其中x轴和y轴分别表示时延 τ_1 方向与 τ_2 方向的归一化频率，取值范围均为 $[-0.5, 0.5]$ 。z轴表示对数幅度值（以lg为单位），反映了信号在对应频率对上的能量强度。图2(c)与图2(d)分别为对应三维曲面的俯视图。颜色映射表示幅度大小，从蓝绿色（低能量）渐变至黄色（高能量）。频域幅度谱呈现出清晰的结构，在有UAV入侵环境下，能量显著集中在特定频率分量上，形成显著区别于背景噪声的尖峰与脊线结构。无UAV环境下（图2(a)），幅度值普遍低于0.4，主要能量集中在低频区域，整体分布较均匀；而在有UAV入侵场景下（图2(b)），多处幅度高于0.5，黄色高能量区范围扩大。这一对比说明，UAV的引入引发了额外的能量扰动，可通过高阶累积量切片在频域上的聚集特征进行有效检测。

由三维幅度谱图可以观察到，主要差异集中在对角线区域。将存在UAV时信号高阶累积量二

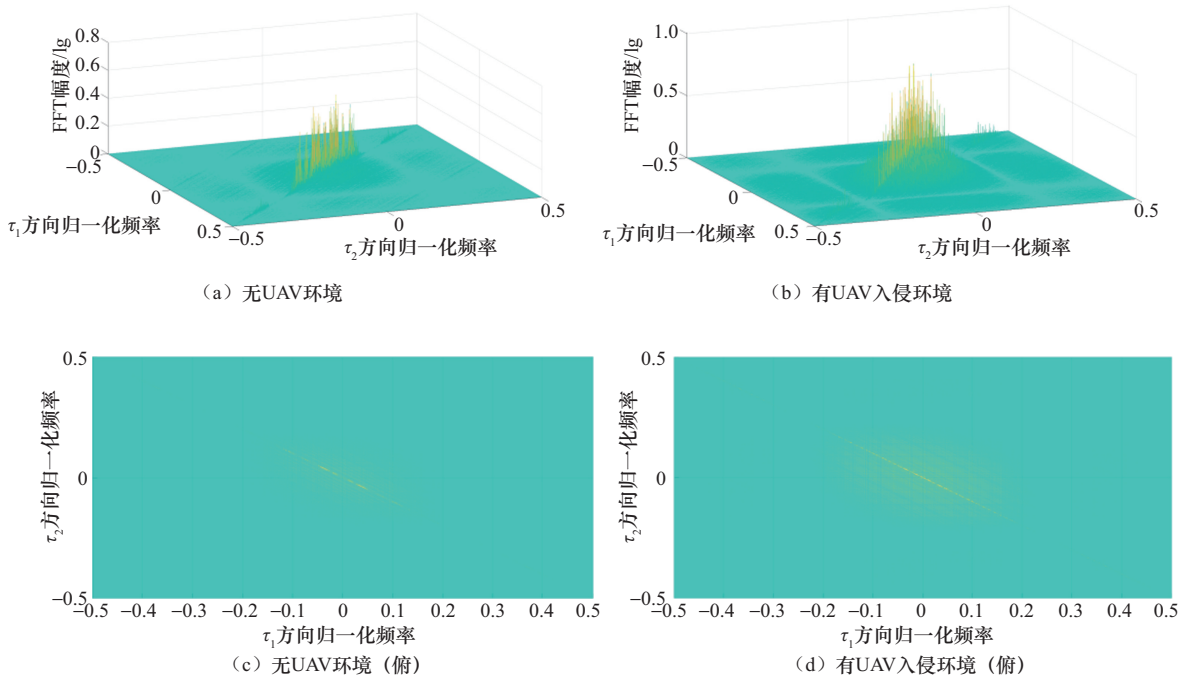


图2 无UAV与有UAV入侵高阶累积量二维切片谱幅度对比



维切片差分频谱对角线剖面与无 UAV 环境噪声的对角线剖面进行了直接的对比, 高阶累积量二维切片频域谱对角线剖面对比如图 3 所示。其中横坐标为 $\tau_1 = \tau_2$ 时对角线方向的归一化频率, 纵坐标为 FFT 频谱幅度。作为外来散射体, UAV 与入射电磁场的相互作用改变了收发端信道的路径和时延分布, 其能量在空间域中分布较为弥散且微弱, 但在频域中表现出集中性。图 3 中红色直线代表有 UAV 场景, 蓝色点线代表无 UAV 场景, 红色直线整体幅度显著高于蓝色点线, 峰值更突出且分布更频繁, 幅度在 1 附近, 而蓝色点线幅度仅到 0.6 附近。

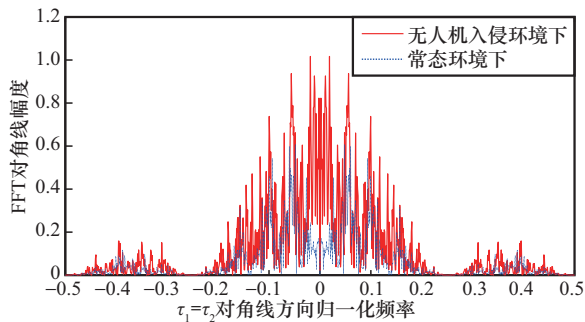


图3 高阶累积量二维切片频域谱对角线剖面对比

上述对角线切片在频率维上反映了信号特定频率分量之间的能量集中情况, 其对数幅度形式可理解作为一种高阶能量密度, 在工程实现和检测算法中可以将其看作一种频域功率指标, 并作为阈值检测器的输入信号。根据上述分析与实验结果, 可以验证所提方法的可行性, 证明其能有效实现 UAV 的探测功能。

UAV 的 RCS 通常显著低于汽车等大型目标。因此, 当探测区域内出现汽车而非 UAV 时, 相较于无目标状态, 高阶累积量二维切片的 FFT 幅度谱值会明显增强, 汽车、有 UAV、无 UAV 高阶累积量切片频域谱对角线剖面对比如图 4 所示。基于这一幅度量级差异, 通过设置上限阈值可以有效排除汽车等大型目标引入的强散射干扰, 从而有效区分 UAV 目标。

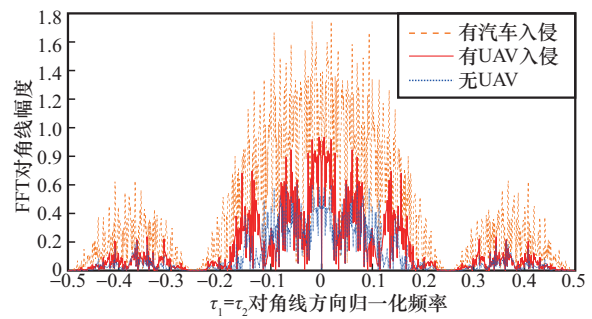


图4 汽车、有 UAV、无 UAV 高阶累积量切片频域谱对角线剖面对比

当探测区域出现多辆汽车时, 其强散射回波则叠加, 使幅度谱整体持续增强。两辆汽车、一辆汽车、无 UAV 高阶累积量切片频域谱对角线剖面对比如图 5 所示, 可以看到幅度谱上限随干扰车辆数量增加而抬升。在采用上限阈值策略下, 此类强散射目标仍然可以被有效排除。

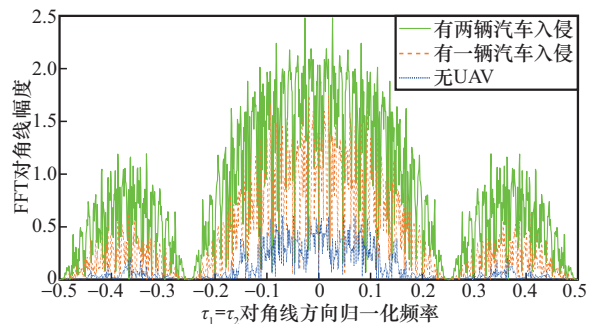


图5 两辆汽车、一辆汽车、无 UAV 高阶累积量切片频域谱对角线剖面对比

需要指出的是, 汽车 RCS 并非固定值。文献 [25] 的研究表明, 当汽车位于地面时, 回波不仅包含直射分量, 还包含经地面反射产生的多径分量, 两者在接收端叠加形成干涉效应。该干涉导致汽车测量到的 RCS 值会随雷达-汽车距离呈现震荡起伏, 出现明显的波峰和波谷, 不再保持固定值。

尽管地面反射使汽车 RCS 在距离维度产生波动, 其整体量级仍远大于典型 UAV 目标的 RCS。因此, 基于高阶累积量二维 FFT 幅度谱上限阈值的大型目标排除策略仍然有效。同时, 汽车与无人机反射路径在空间维度存在差异: 汽车目标

强散射点主要集中在近地表面区域，而 UAV 目标多处于空域。在未来的工作中，将进一步把高阶统计特征与空间到达角信息、角度滤波相结合，以增强复杂多径环境下车辆与 UAV 目标的可分性。

最大值与阈值的多信噪比关系如图 6 所示，展示了探测区域范围为 500 m 条件下，不同信噪比（4 dB、8 dB、12 dB）下的实验结果。首先，在每个信噪比下分别进行 300 次训练试验，根据训练数利用 NP 准则计算得到相应的判决阈值，其数值是 300 次训练结果的平均值。随后，在相同信噪比条件下分别进行 300 次独立测试试验，记录每次测试中高阶累积量切片差分矩阵 FFT 幅度谱对角线元素最大幅度值是否超过对应阈值。图 6 所示曲线反映了测试阶段最大值突破阈值的频次及其波动特征，为后续分析信噪比对 UAV 探测概率提供清晰的可视化依据。

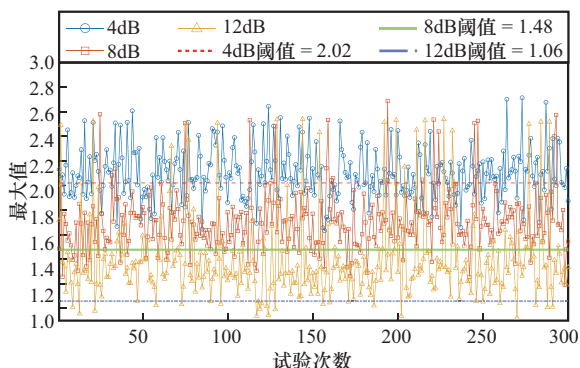


图6 最大值与阈值的多信噪比关系

为评估所提高阶累积量检测方法在不同信噪比与探测距离下的性能，本文基于蒙特卡罗仿真展开了系统的探测概率 P_d 分析。仿真中，UAV 目标在探测区域内随机分布，建筑物位置保持不变，每组条件均进行 10 000 次独立实验。探测概率 P_d 与探测范围关系如图 7 所示，给出了在不同探测距离（100 m、500 m、1000 m）下， P_d 随信噪比（4~12 dB）变化的曲线。由图 7 中可以看

出，探测概率随信噪比提升呈稳定上升趋势。在 500 m 距离范围内，当信噪比从 4 dB 增至 12 dB 时， P_d 从 0.64 上升至 0.96。表明所提方法能有效抑制噪声并实现可靠检测。同时，探测距离对系统性能影响显著：在相同信噪比下，距离越远 P_d 越低。例如，当信噪比为 8 dB 时，100 m、500 m、1000 m 对应的 P_d 分别为 0.88、0.86、0.69，这是传播损耗随距离增大导致的检测性能下降。综上结果表明，所提方法在高中信噪比（ ≥ 6 dB）以及中短探测距离（ ≤ 500 m）条件下可实现 $P_d > 0.8$ 的稳定检测性能，适用于城市环境下无人机监测场景。

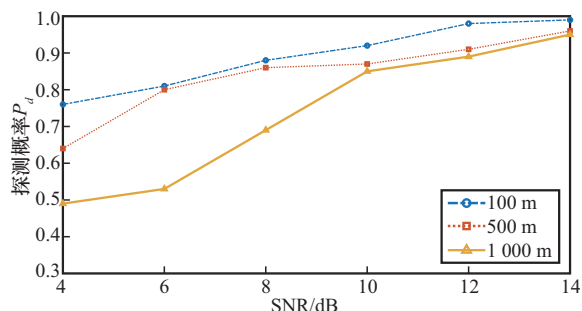


图7 探测概率 P_d 与探测范围关系

本文方法与传统能量检测算法 ROC 曲线对比如图 8 所示，在 SNR 为 15 dB、探测范围为 500 m 的相同仿真环境下进行的仿真，将所提出的高阶累积量切片谱分析与传统能量检测方法进行对比。采用遍历阈值法，分别计算两种方法在不同阈值下的虚警概率 P_{FA} 与探测概率 P_d ，从而得到完整的 ROC 曲线。作为性能参考，图 8 中同时给出了随机分类器的理论 ROC 曲线。实验结果表明，所提方法的 ROC 曲线下面积（area under the curve, AUC）达到 0.794，而传统能量检测方法 AUC 仅为 0.526，接近随机分类基线 0.5。可见，在无人机 RCS 极小导致回波极其微弱情况下，传统能量检测方法的性能几乎退化为随机猜测。相比之下，高阶累积量切片谱分析方法能够充分利用微弱信号的高阶统计特征，实现更可靠的目标



辨识,表现出在低信噪比、复杂多径环境下的明显优势。

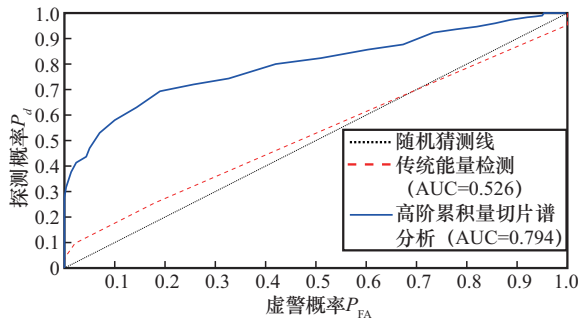


图8 本文方法与传统能量检测算法ROC曲线对比

不同信噪比下ROC曲线对比如图9所示,系统地比较了本文所提检测方法在3种典型信噪比(SNR=5 dB、SNR=10 dB、SNR=15 dB)环境下的检测性能。从曲线形态可见,随着信噪比从5 dB提升至15 dB,ROC曲线整体向左上方偏移,即在相同虚警概率约束下,系统能够获得更高的探测概率。这种性能提升趋势通过AUC得到进一步验证:在SNR=5 dB时,AUC为0.617;SNR=10 dB时,AUC提升至0.659;当SNR=15 dB时,AUC进一步增加至0.794,已明显偏离随机猜测线0.5,表现出较优的分类与检测能力。同时,在低信噪比SNR=5 dB情况下,所提方法仍能保持AUC大于0.6的检测性能。

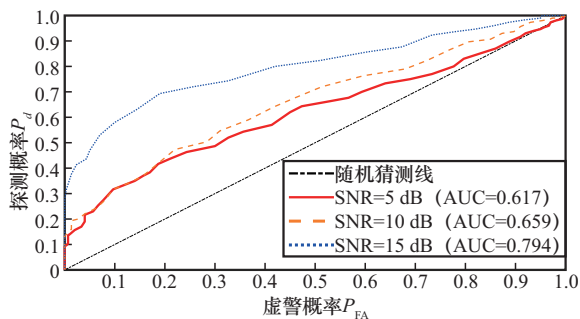


图9 不同信噪比下ROC曲线对比

4 结束语

本文针对城市环境复杂下UAV微弱信号难以

检测以及现有高阶累积量探测方法在远距离条件下探测概率下降的问题,提出了一种基于高阶累积量差分二维切片谱分析的方法。该方法通过对接收信号高阶累积量提取二维切片,并对前后时段进行差分处理,结合FFT进行频域能量特征分析,有效揭示UAV入侵引起的微弱反射信号带来的变化。仿真结果表明,所提算法在较低信噪比下仍能准确识别UAV入侵事件,ROC曲线的AUC保持0.6以上;在500 m×500 m探测范围内能保持60%以上。结果说明,该方法具有良好的抗噪性和稳定性,为高阶累积量在UAV目标检测中的应用提供了有效的仿真依据。

参考文献:

- [1] 孙备,王迎龙,卜德森,等.低慢小无人机目标探测关键技术与发展趋势[J].无人系统技术,2025,8(1):20-30.
Sun B, Wang Y L, Bu D S, et al. Technologies and developments of low slow small UAV target detection[J]. Unmanned Systems Technology, 2025, 8(1): 20-30.
- [2] Khan M A, Menouar H, Eldeeb A, et al. On the detection of unauthorized drones: techniques and future perspectives: a review [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(12): 11439-11455.
- [3] 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(12):93-98,110.
Zheng L, Peng Y P, Zhou T T, et al. Survey on detection and fusion technology of "low slow small" flying targets[J]. Aerodynamic Missile Journal, 2021(12): 93-98, 110.
- [4] 陈小龙,何肖阳,邓振华,等.雷达微弱目标智能化处理技术与应用[J].雷达学报,2024,13(3):501-524.
Chen X L, He X Y, Deng Z H, et al. Radar intelligent processing technology and application for weak target[J]. Journal of Radars, 2024, 13(3): 501-524.
- [5] 周涵楚,朱永忠,张玲玲,等.旋翼无人机目标雷达探测技术研究进展[J].电讯技术,2024,64(8):1335-1345.
Zhou H C, Zhu Y Z, Zhang L L, et al. Advances on radar detection technology for rotorcraft unmanned aerial vehicles[J]. Telecommunication Engineering, 2024, 64(8): 1335-1345.
- [6] 许述文,焦银萍,白晓惠,等.基于频域多通道图特征感知的海面小目标检测[J].电子与信息学报,2023,45(5):1567-1574.
Xu S W, Jiao Y P, Bai X H, et al. Small target detection based

- on frequency domain multichannel graph feature perception on sea surface[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(5): 1567-1574.
- [7] Bertocco M, Brighente A, Ciattaglia G, et al. Malicious drone identification by vibration signature measurement: a radar-based approach[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 8004415.
- [8] Ahmed T S, Sayed A N, Youssef A, et al. Assessing noise effects on UAV classification accuracy with deep learning and FPGA real-time processing: a study utilizing radar digital twins [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(12): 22850-22862.
- [9] Zhao Y C, Su Y. The extraction of micro-Doppler signal with EMD algorithm for radar-based small UAVs' detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(3): 929-940.
- [10] Li Y H, Fu M Z, Sun H X, et al. Radar-based UAV swarm surveillance based on a two-stage wave path difference estimation method[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(5): 4268-4280.
- [11] Lei T Y, Mao K, Yang Y X, et al. A robust and efficient angle estimation method via field-trained neural network for UAV channels[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [12] 张航领, 周顺勇, 胡琴, 等. 认知无线电频谱感知技术研究综述[J]. *无线电工程*, 2024, 54(11): 2527-2536.
Zhang H L, Zhou S Y, Hu Q, et al. A survey on cognitive radio spectrum sensing technology[J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(11): 2527-2536.
- [13] Vlachos E, Mavrokefalidis C, Berberidis K, et al. Improving wideband massive MIMO channel estimation with UAV state-space information[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(10): 15935-15948.
- [14] 周小军, 郭玉霞, 高皑琼, 等. 高阶累积量的 FIR 系统辨识方法综述[J]. *兰州工业学院学报*, 2013, 20(6): 1-6.
Zhou X J, Guo Y X, Gao A Q, et al. Overview of FIR system identification based of high-order cummulant[J]. *Journal of Lanzhou Institute of Technology*, 2013, 20(6): 1-6.
- [15] Li W, Siu W C. New approaches without postprocessing to FIR system identification using selected order cumulants[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(4): 1144-1153.
- [16] Zheng Y, Zhuo Z H. UAV signal modulation recognition algorithm based on joint features[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 43224-43237.
- [17] Zhang C H, Wang W J, Hong X. A multi-source DOA estimation algorithm for UAV coordinate systems[C]//*Proceedings of the 2025 IEEE 101st Vehicular Technology Conference (VTC2025-Spring)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-5.
- [18] Hu N Z, Yang J, Pan W S, et al. UAV detection based on the variance of higher-order cumulants[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11182-11195.
- [19] Telatar I E, Tse D N C. Capacity and mutual information of wideband multipath fading channels[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2000, 46(4): 1384-1400.
- [20] 3GPP TR 38.811: 2020 Study on new radio (NR) to support non-terrestrial networks[S].
- [21] 左峥嵘, 杨卫东, 张天序. 基于空间关系约束的雷达景象匹配算法研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2004, 32(8): 76-78.
Zuo Z R, Yang W D, Zhang T X. The algorithm of the scene matching based on spatial relation constrain[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science)*, 2004, 32(8): 76-78.
- [22] Christmas W J, Kittler J, Petrou M. Structural matching in computer vision using probabilistic relaxation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 749-764.
- [23] Vasanelli C, Bögelsack F, Waldschmidt C. Reducing the radar cross section of microstrip arrays using AMC structures for the vehicle integration of automotive radars[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(3): 1456-1464.
- [24] 田鹤, 王吉儿, 殷红成, 等. 基于 RCS 特性统计分布的编队无人机群目标运动状态识别[J]. *信号处理*, 2025, 41(5): 949-957.
Tian H, Wang J E, Yin H C, et al. Recognition of drone formation motions based on radar cross section statistical characteristics[J]. *Journal of Signal Processing*, 2025, 41(5): 949-957.
- [25] Karlsson K, Toss H, Costagliola F. Reducing influence from ground reflection during RCS characterization of automotive targets[C]//*Proceedings of the 2019 13th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.

[作者简介]



胡雨晴 (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。



肖宁桂（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。



辛朴杰（1996-），男，杭州电子科技大学通信工程学院讲师，主要研究方向为无人机探测、多目标追踪。



张华（1973-），男，航天时代飞鸿技术有限公司研究员，主要研究方向为无人作战和电子对抗。



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、无人机通信。