



XXXX

基于信道状态变化的高阶累积量无人机弱信号探测方法

肖宁桂¹, 胡雨晴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: 针对复杂城市环境中低空慢速小型无人机探测难题, 本研究提出一种基于信道冲激响应高阶统计特征的无源探测方法。该方法通过构造接收信号的Hankel矩阵, 基于奇异值分解, 分析常态环境下以及无人机入侵下的接收信号分布规律, 通过构造残差矩阵实现强静态背景与弱动态目标信号的分离。在此基础上引入高阶累积量计算, 弱化噪声对信号的影响, 通过方差量化无人机运动引起的统计非平稳性。仿真结果表明, 在低速运动状态下, 含无人机场景的高阶累积量方差相较于常态环境时, 会产生显著的系统性抬升和波动。研究证实, 融合奇异值分解与高阶累积量方差监测的联合检测框架, 能够在低信噪比条件下有效提取无人机对信道的高阶统计扰动, 为无人机的探测提供了新的技术途径。

关键词: 无人机探测; 高阶累积量; 信道状态信息

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

High-order cumulant-based weak signal detection method for Drones based on channel state variations.

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

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

2. HANGTIANSHIDAI FEIHONG Limited Company Beijing 102101, China

Abstract: Aiming at the challenge of detecting low-altitude, slow-moving, and small unmanned aerial vehicles in complex urban environments, this study proposes a passive detection method based on higher-order statistical features of channel impulse responses. The method constructs a Hankel matrix from the received signals and utilizes singular value decomposition to analyze the distribution patterns of received signals under normal conditions versus those during UAV intrusion. By constructing a residual matrix, it achieves the separation of strong static background signals from weak dynamic target signals. On this basis, higher-order cumulant computation is introduced to mitigate the influence of noise on the signal, and the statistical non-stationarity induced by UAV motion is quantified through variance. Simulation results demonstrate that under uniform motion conditions, the higher-order cumulant variance in

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

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.LQN26F030022)

Foundation Items: The Project Supported by Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China



UAV-present scenarios exhibits a significant systematic elevation and fluctuation compared to that in normal environments. The study confirms that the joint detection framework integrating singular value decomposition and higher-order cumulant variance monitoring can effectively extract the higher-order statistical disturbances of the channel caused by UAVs under low signal-to-noise ratio conditions, providing a new technical pathway for UAV detection.

Key words: Drone Detection, Higher-Order Cumulants, Channel State Information

1 引言

无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 近年来以低成本、高机动性、灵活部署等优点, 在农业监测、物流配送、安防巡查^[1]等诸多民用及军事领域迅速普及。然而, 其体积小、飞行灵活、可隐蔽运行等特性, 使得未经授权的无人机侵入空域、从事非法监视与走私等行为成为日益严峻的安全威胁。因此, 对空中未授权非合作无人机进行实时、可靠的探测成为一个备受关注的研究课题。

传统的无人机探测手段主要包括雷达、无线电侦测、光电与声学探测等^[2]。雷达系统虽能实现远距离全天候监测, 但对雷达反射截面(Radar Cross-Section, RCS)极小的无人机, 其弱反射信号易受地面杂波与多径效应干扰, 特别在城市场景下, 探测概率显著降低^[3]。无线电侦测通过分析无人机与遥控器间的通信信号实现探测, 但其有效性依赖于目标的持续信号发射, 且在复杂电磁环境中易受干扰^[4]。光电探测能提供直观的视觉信息, 但性能受气象与光照条件制约严重^[5], 声学探测则因作用距离短和环境噪声敏感而局限明显。

在城市场景下, 遍布有移动基站、WiFi热点、广播等各类辐射源, 无人机入侵将对由上述辐射源形成的电磁环境形成扰动, 以此可实现对无人机的探测。实际上, 基于外辐射源的雷达技术已在无人机探测中获得广泛研究, 例如文献[7]利用卫星电视信号作为外辐射源, 通过分析无人机旋翼产生的微多普勒特征, 在实现非侵入式隐

蔽监视的同时, 为后续精准识别无人机型号提供了关键依据。上述研究展现了利用环境中已有电磁信号进行无人机探测的巨大潜力, 但是由于无人机“低慢小”的特点, 在杂波的干扰下, 传统外辐射源环境中较难识别无人机引入的微弱信号变化。值得注意的是, 利用Hankel矩阵将一维信号重构到多维空间, 然后根据奇异向量的标准差找到信号成分相对集中的子空间, 就能实现信号中不同组分的有效分离与目标信号的提取^[10]。基于这个特点, 可以将该方法应用于消除信号的随机噪声, 实现特征信息分离和微弱信号提取^[11]。文献[13]则对原始信号做小波分解, 然后将分解的每一个细节信号构造成Hankel矩阵, 利用奇异值差分谱来选择特征奇异值进行奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD), 从而实现弱故障信号的提取。

同样的, 上述方法也可以用于提取无人机的微弱信号, 通过构建常态环境和有无人机环境的Hankel矩阵, 去除强背景信号对应的奇异值来重构信号, 从而有效滤除大功率路径的干扰。但重构的信号仍可能存在噪声干扰, 当信噪比较低时, 容易将目标信号淹没在噪声中。

而高阶统计量因其在低信噪比环境下卓越的特征提取能力, 近年来在信号处理领域受到广泛关注。其核心优势在于: 对于任何高斯过程, 其二阶以上的累积量在理论上恒为零。这一特性使得高阶累积量能够从本质上抑制高斯背景噪声, 同时凸显非高斯信号成分的独特结构信息。研究者们将其成功应用于无人机探测: 文献^[14]针对无人机对地通信中的双散射-双阴影信道, 提出了

基于高阶统计量（二阶统计量 LCR 与 AFD）的分析框架，实现了对时变信道动态特性的精确刻画。文献^[15]针对高动态、低信噪比条件下的微弱信号检测难题，提出了一种基于双谱的高阶统计量检测方法。理论分析表明，高阶累积量对高斯白噪声具有天然抑制能力。文献^[16]通过短时傅里叶将时域信号转换为频域，利用四阶累积量对高斯噪声不敏感的统计特征，发现无人机遥控信号能量集中在单一载频，从而有效区分无人机图传信号。文献^[17]分析了无人机入侵引起的信号传播环境变化，采用高阶累积量作为信道状态变化的敏感特征，通过计算接收信号的高阶累积量方差来感知信道变化，实现对信道变化变化的有效提取与识别。

现有研究充分表明，构造 Hankel 矩阵进行 SVD 在微弱信号检测领域中展现出了高度普适性，不仅能够强多径与强噪声背景下稳定识别有效信号分量，还能够通过奇异值贡献率、差分谱等判据精确区分不同来源的能量成分。而高阶统计量因其对高斯噪声的抑制能力，已成为在低信噪比下实现无人机射频信号盲侦测的有效工具。为此，本研究聚焦于基于高阶统计量的无人机被动侦测，提出了一种基于信道冲激响应变化检测的创新思路。核心贡献在于构建了融合 Hankel 矩阵 SVD 微弱信号提取、高阶累积量及其方差的联合检测框架。在特征子空间上分离强背景信号与弱动态目标信号，计算重构信号的四阶累积量以抑制高斯噪声，最终捕捉无人机运动引入的扰动，为解决低空慢速小目标探测难题提供了一种不依赖目标主动发射信号的隐蔽探测新方案。

2 系统模型

与传统外辐射源雷达强调“发射—传播—接收”整体链路不同，本研究更侧重于接收端对信道状态变化的感知能力：在已有通信发射源存在

的情况下，仅依托接收机对信道传播特性的动态变化进行观测与分析，无需与发射端同步，具有实现简单、工程可行性高的优势。传播信道被建模为包含建筑物、车辆等多种散射体的复杂城市环境，无人机则作为引入额外动态扰动的特殊散射体，对原有多径结构产生时变影响，如图 1。

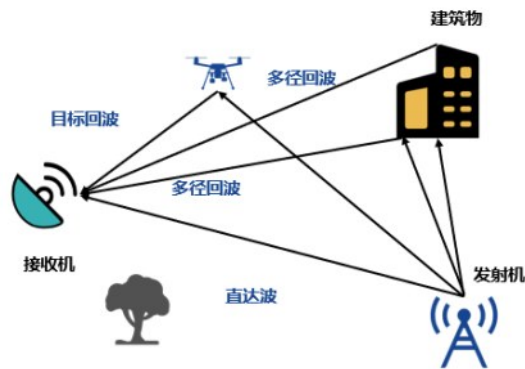


图1 系统模型

本文构建了一个基于单发射机与单接收机架构的无人机探测系统模型。在该模型中，发射机持续辐射功率基本恒定的直接序列扩频信号 $s(t)$ 作为等效发射源。扩频信号能量分布接近宽带通信发射源，与现实环境中的通信基站高度一致性。接收信号 $r(t)$ 是直射信号经由环境中各类散射体产生的一次与二次反射信号以及加性噪声的混合体。鉴于三次及以上的反射路径信号能量呈指数级衰减，其贡献在文中予以忽略。

信道冲激响应是描述信号从发射机到接收机所有传播路径的集合，本文采用的多径信道模型表示为：

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^{L_1} \alpha_{1,i}(t) e^{j\varphi_{1,i}(t)} \delta(\tau - \tau_{1,i}(t)) + \sum_{i=1}^{L_2} \alpha_{2,i}(t) e^{j\varphi_{2,i}(t)} \delta(\tau - \tau_{2,i}(t)) \quad (1)$$

其中， L_1 、 L_2 分别代表一次反射路径和二次反射路径的总数。对于一次反射路径，电磁波从发射机发出后经过单个反射体（建筑物、车辆、地面



或无人机)的一次反射后到达接收机。 $\alpha_{1,i}(t)$ 表示第*i*条一次反射路径在时刻*t*的实振幅, $\varphi_{1,i}$ 是第*i*条一次反射在时刻*t*的相位, $\varphi_{1,i}(t) = 2\pi f\tau_{1,i}(t)$, $\tau_{1,i}$ 表示第*i*条一次反射路径在时刻*t*的时延, $\delta(t)$ 是狄拉克函数。 $\alpha_{2,i}(t)$ 表示第*i*条二次反射路径在时刻*t*的实振幅, $\varphi_{2,i}$ 是第*i*条二次反射在时刻*t*的相位, $\tau_{2,i}$ 表示第*i*条二次反射路径在时刻*t*的时延。

接收机接收信号表示为:

$$y(t) = s(t) * h(t) + w(t) \quad (2)$$

$w(t)$ 是均值为0, 方差为 σ^2 的加性高斯白噪声。

对于不同类型的传播路径, 其复增益的幅度 $|\alpha_k|$ 对应的接收功率 P_r , 如下, 设 P_t , G_t , G_r 分别为发射功率、发射天线增益、接收天线增益, 收发距离为 R , 直射路径的功率服从自由空间路径损耗模型, 即

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

根据双基地雷达方程, 经散射体的一次反射路径功率 P_{ref} 为:

$$P_{ref} = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 D_1^2 D_2^2} \quad (4)$$

对于二次反射路径, 其功率模型进一步扩展为:

$$P_{double} = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma_1 \sigma_2}{(4\pi)^3 D_1^2 D_2^2 D_3^2} \quad (5)$$

3 基于Hankel矩阵奇异值分解的背景信号去除

在低空慢速无人机探测中, 接收信号往往受到复杂环境、多径效应以及背景噪声的影响。为了从接收信号中提取微弱的无人机干扰特征, 需要有效的信号分解与特征提取方法。奇异值分解作为一种经典的矩阵分解方法, 能够将信号矩阵

分解为一组正交模态, 每个模态对应不同的能量分布特征。通过选择性地去除或保留特定模态, 可以突出目标信号的微弱变化。本文利用SVD对接收信号构建的Hankel矩阵进行分解, 提出了一种去除背景主能量而保留无人机信号的方法, 以提高无人机检测的敏感性。

假设以采样频率 f_s 对接收信号进行采样, 引入快时间索引*n*表示单个时间帧内的离散采样点, 用来描述信号的瞬时波形, 同时引入慢时间索引*m*表示时间帧编号, 用来描述无人机的运动状态下引起的信道缓慢变化, 设快时间采样点数*N*, 慢时间快照数为*M*, 将接收信号按快时间-慢时间二维结构排列为矩阵 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N \times M}$:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1[0] & y_2[0] & \dots & y_M[0] \\ y_1[1] & y_2[1] & \dots & y_M[1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1[N-1] & y_2[N-1] & \dots & y_M[N-1] \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, 矩阵的第*m*列 y_m 表示第*m*帧内的完整快时间接收信号, 矩阵的第*n*行则对应固定快时间采样点在所有慢时间快照上的观测。

第*m*个时间帧的接收信号(矩阵 \mathbf{Y} 的第*m*列), 表示为

$$y_m[n] = y_{b,m}[n] + y_{u,m}[n] + w_m[n] \quad (7)$$

其中, $y_{b,m}[n]$ 为第*m*个慢时间帧内的背景信号(直射分量、除无人机外的多径分量), $y_{u,m}[n]$ 表示由无人机产生的反射信号, $w_m[n]$ 表示加性高斯白噪声。

由于无人机处于持续运动状态, 其反射路径的传播时延、相位以及振幅随慢时间*m*发生变化。为充分刻画无人机运动在慢时间维度上引起的信道动态变化, 对快时间采样点*n*所在的*M*个时间帧的历史接收信号, 构造其对应的慢时间维度序列向量为:

$$\mathbf{y}_n = ([y_1[n], y_2[n], \dots, y_M[n]])^T \quad (8)$$

对慢时间序列 \mathbf{y}_n 构造Hankel矩阵, 设慢时间

序列长度为 M 。当 Hankel 矩阵行数 L 与列数 P 规模相对均衡时, Hankel 矩阵能够在保证统计充分性的同时提供较高的嵌入维度。参考 Hankel 矩阵相关子空间方法中的常用设置, 本文取 $L = \frac{M}{2}$, $P = M - L + 1$ 。

慢时间序列 y_n 对应的 Hankel 矩阵为:

$$Y_n = \begin{bmatrix} y_1[n] & y_2[n] & \dots & y_P[n] \\ y_2[n] & y_3[n] & \dots & y_{P+1}[n] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_L[n] & y_{L+1}[n] & \dots & y_M[n] \end{bmatrix} \#(9)$$

在不同的时间帧之间, 由于无人机持续飞行, 其反射路径长度不断变化, 从而引起反射信号的时延、相位、多普勒及振幅随慢时间变化。因此, 无人机反射分量在 Hankel 矩阵内呈现出不同的局部结构特征。

对上述矩阵进行奇异值分解, 设矩阵 Y_n 的秩为 r , 且 $r \leq \min(L, P)$, 对矩阵 Y_n 做分解, 得

$$Y_n = USV^T = [u_1 u_2 \dots u_r] [S_r \ O] \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ \vdots \\ v_r^T \end{bmatrix} \#(10)$$

其中 $U \in \mathbb{R}^{L \times L}$ 为左奇异向量矩阵, 列向量正交, $V \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 为右奇异向量矩阵, 列向量正交, $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$ 。

通过 SVD, Hankel 可以写成分量组合形式:

$$Y_n = \sum_{i=1}^r u_i \sigma_i v_i^T = u_1 \sigma_1 v_1^T + u_2 \sigma_2 v_2^T + \dots + u_r \sigma_r v_r^T \#(11)$$

其中, u_i 和 v_i 分别为第 i 个左、右奇异向量。

奇异值 σ_i 描述了矩阵在对应左、右奇异向量方向上的能量贡献, 表示第 i 个分量的能量。通常, 较大奇异值对应信号的主能量模式 (如直射信号、建筑物反射等主要信号), 较小的奇异值对应信号的微弱变化或噪声特征。目标信号通常属于中等能量模态, 通过去除较大奇异值, 对剩下奇异值进行信号重构, 可以抑制大功率信号对探测效果的影响。

对常态环境的接收信号做上述分析, 可以看到其主要的能量具体分布在哪几个奇异值之间, 其 Hankel 矩阵的奇异值分布如下图所示。

从奇异值谱的整体分布可以看出, 奇异值 σ_i 反映了不同信号成分在 Hankel 子空间中的能量贡献大小。对于静态背景 (直达波及强多径), 其在慢时间维度上具有高度相关性, 能量主要集中在前几个主奇异值上; 微弱的非平稳目标信号及噪声则分布在较平缓的次级奇异值区域。

结合图 2(a) 所示可以观察到前 5 个主奇异值相对均匀分布, 对应少数几条占主导地位的直射路径和强多径分量; 在第 6 个奇异值时出现明显的能量跌落, 反映了由无人机反射、二次反射等次级信号引起的较弱分量; 在第 21 个奇异值之

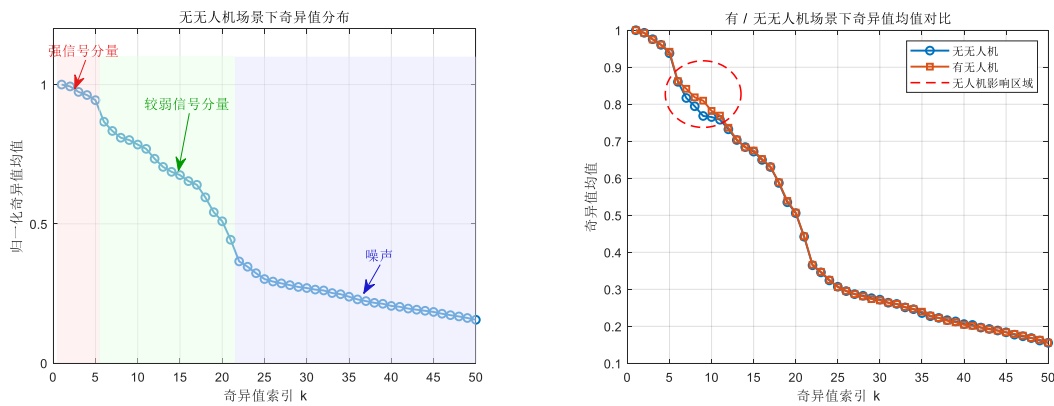


图2 (a) 常态环境下接收信号奇异值分布 (b) 常态环境和无人机环境下奇异值均值对比



后, 奇异值趋于密集且变化平缓, 主要由环境中噪声所主导。

由图2(b)可以看到, 在强信号主导的区域($i \leq k$)时, 两种环境的奇异值差异不大, 当无人机加入后出现的新信号成分($i \geq k+1$)时, 使得对应区域的奇异值差异显著增大, 两种环境下奇异值曲线存在最大差异的地方, 对应着受无人机影响奇异值区域。

在利用奇异值谱进行背景抑制时, 截断阈值 k 的选取直接决定了信号分离的效果。若 k 值选取过小, 重构信号中将残留大量背景杂波; 若 k 值选取过大, 则可能导致微弱的无人机目标信号被误删。相比于依赖人工经验观察奇异值分布曲线拐点的传统阈值选取方法, 本文引入奇异值差分谱 (Singular Value Difference Spectrum, SVDS) 理论^[13], 基于奇异值变化率最大化的自适应阈值来确定 k 。

定义奇异值差分谱序列 $\{d_i\}$ 为相邻两个奇异值的差分变化量:

$$d_i = \sigma_i - \sigma_{i+1}, i = 1, 2, \dots, r-1 \quad (12)$$

其中 σ_i 为第 i 个奇异值, 由于实际接收信号中同时包含强静态背景杂波、弱动态目标以及噪声, 奇异值分布呈现出多阶梯下降的特性。当索引 i 处于强背景主成分范围内时, 由于背景能量分布相对均匀, σ_i 与 σ_{i+1} 差异较小; 当背景成分结束、微弱成分开始的临界点, 奇异值发生剧烈跌落, 使得差分谱 d_i 出现最大峰值。但在某些极端信噪比条件下, 目标-噪声的分界点也会导致差分谱出现较大峰值, 若直接选取差分谱的全局最大值作为截断点, 可能会导致目标信号被误判为背景而滤除。

考虑到强静态背景成分总是位于奇异值序列的最前端, 其能量跌落幅度在整体谱中较为明显。因此, 最佳截断阈值 k 应定义为差分谱中第一个显著局部极大值索引。

$$k = \min \left\{ i \left\{ \begin{array}{l} d_i > d_{i-1} \\ d_i \geq d_{i+1} \\ d_i \geq \mu_d + \eta \sigma_d \end{array} \right. \right\} \# \quad (13)$$

其中, μ_d 、 σ_d 分别表示差分谱 $\{d_i\}$ 的均值和标准差, η 为显著性系数, 本文取 $\eta = 1$, 即要求跌落幅度超出平均水平一个标准差以上。

通过去除前 k 个奇异值, 得到残差信号矩阵:

$$Y_{res} = Y - \sum_{i=1}^k u_i \sigma_i v_i^T \# \quad (14)$$

写成矩阵形式为:

$$\hat{Y}_n = U_b S_b V_b^T \# \quad (15)$$

其中 $U_b = [u_{k+1}, u_{k+2}, \dots, u_r] \in \mathbb{R}^{L \times (L-k)}$, $S_b = \text{diag}[\sigma_{k+1}, \sigma_{k+2}, \dots, \sigma_r]$, $V_b = [v_{k+1}, v_{k+2}, \dots, v_r]$ 。

由于去除了前 k 个奇异值成分, \hat{Y}_n 不再具有完美的 Hankel 结构, 即它的副对角线上的元素不再完全相等。采用对角平均法, 将其每一条副对角线上的所有元素求平均值, 用这个平均值作为恢复信号后在该时间点的幅值, 将残差矩阵映射回一维信号序列:

$$y_{res}[m] = \frac{1}{C_m} \sum_{i+j=m+2} Y_{res}(i, j), m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (16)$$

其中 C_m 表示第 m 条反对角线上的元素个数, 其定义为:

$$C_m = \begin{cases} m+1, & 0 \leq m \leq L \\ L, & L \leq m \leq K \\ L+K-1-m, & K \leq m \leq M-1 \end{cases} \# \quad (17)$$

上述过程完成了对单个采样点 n 的背景信号去除, 遍历所有采样点 $n = 0, 1, \dots, N-1$, 将每个采样点重构得到的慢时间重构序列 \hat{Y}_n 按行重新排列, 得到最终去除背景信号后的时空二维矩阵 \hat{Y} :

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1[0] & \hat{y}_2[0] & \dots & \hat{y}_M[0] \\ \hat{y}_1[1] & \hat{y}_2[1] & \dots & \hat{y}_M[1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{y}_1[N-1] & \hat{y}_2[N-1] & \dots & \hat{y}_M[N-1] \end{bmatrix} \# \quad (18)$$

\hat{Y} 中的每一行即为去除了强静态背景后的单

帧接收信号，该矩阵将作为后续处理的输入数据。

4 基于高阶累积量的无人机检测

4.1 四阶累积量统计特征建模

为了抑制占主导地位的强背景分量并突出弱目标信号，本文先将接收信号构建为Hankel矩阵并进行奇异值分解，通过保留部分成分来重构信号，从而实现强背景信号去除。由于无人机二次反射信号强度与噪声相近或弱于噪声，若直接利用SVD去除噪声，容易误将部分无人机相关信号去除。而高阶累积量对信号的非高斯特性具有天然敏感性，能够有效抑制高斯噪声干扰，所以利用高阶累积量处理重构信号，能够尽可能的保留无人机反射信号并抑制噪声的干扰，实现在低信噪比环境下对无人机微弱目标的检测。

对于零均值的高斯随机过程，其大于二阶的累积量在理论上均为零，在纯噪声环境下不会贡献累积量值。而在实际系统中，由于累积量的计算基于有限样本 N 进行估计，高斯噪声的累积量估计不再严格为零，而是表现为围绕零值的扰动，在样本数为 N 的条件下，高斯噪声对应的四阶累积量估计方差与样本数满足：

$$\text{Var}(\hat{C}_{4,n}) \propto \frac{\sigma_n^8}{N} \#(19)$$

其中 σ_n^2 为噪声方差。该关系表明，随着样本数的增加，高斯噪声在四阶累积量估计中的扰动将以 $1/N$ 速率快速衰减，从而在统计意义上逼近零值。而非高斯信号其累积量不随 N 衰减，仍能在累积量域中保持稳定响应。

对于第 m 帧重构信号 $y_{res}[n]$ ，其四阶累积量可表示为：

$$C_4(t_1, t_2, t_3) = \sum_{n=0}^{N-1} y_{res}[n] y_{res}[n+t_1] y_{res}[n+t_2] y_{res}[n+t_3] \#(20)$$

其中， t_1, t_2, t_3 表示延迟索引， N 为信号长度。

对于随机过程 $X(t)$ ，其 k 阶累积量定义为该过程 k 阶矩的组合函数其定义可表示为

$$C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \text{cum}[X(t), X(t+\tau_1), X(t+\tau_2)X(t+\tau_3)] \#(21)$$

展开为期望形式：

$$C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = E[X(t)X(t+\tau_1)X(t+\tau_2)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t+\tau_1)]E[X(t+\tau_2)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t+\tau_2)]E[X(t+\tau_1)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t+\tau_3)]E[X(t+\tau_1)X(t+\tau_2)] \#(22)$$

其中 $E[\cdot]$ 为数学期望运算符， τ_1, τ_2, τ_3 为时间延迟参数。

为降低计算复杂度，同时保留非高斯统计特征，本文采用基于二维切片的快速计算策略。将其中一维延迟固定为零，取 $\tau_2=0$ ，得到四阶累积量的2D切片：

$$C_{4x}(\tau_1, 0, \tau_3) = E[X(t)X(t+\tau_1)X(t)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t+\tau_1)]E[X(t)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t)]E[X(t+\tau_1)X(t+\tau_3)] - E[X(t)X(t+\tau_3)]E[X(t+\tau_1)X(t)] \#(23)$$

将 $C_{4x}(\tau_1, 0, \tau_3)$ 构造成二维矩阵 $\mathbf{S}_m \in \mathbb{R}^{(2L+1) \times (2L+1)}$ ，其中 L 为延迟索引窗口长度， $\tau_1, \tau_3 \in \{-L, \dots, 0, \dots, L\}$ 。其元素定义为：

$$\mathbf{S}_m(i, j) = C_{4x}(i-L-1, 0, j-L-1), i, j = 1, 2, \dots, 2L+1 \#(24)$$

每一帧对应不同时间窗口内信号的四阶累积量二维矩阵 \mathbf{S}_m ，其矩阵元素在帧间呈现统计波动特性。为挖掘其内在的统计结构，将矩阵 \mathbf{S}_m 展平成向量：

$$\tilde{\mathbf{S}}_m = \text{vec}(\mathbf{S}_m) \in \mathbb{R}^{(2L+1)^2} \#(25)$$

定义其元素均值为

$$\bar{S}_m = \frac{1}{(2L+1)^2} \sum_{i=1}^{2L+1} \sum_{j=1}^{2L+1} S_m(i, j) \#(26)$$

则第 m 帧对应的方差统计量为



$$\sigma_m^2 = \text{Var}(S_m) = \frac{1}{(2L+1)^2} \sum_{i=1}^{2L+1} \sum_{j=1}^{2L+1} (S_m(i,j) - \bar{S}_m)^2 \#(27)$$

4.2 计算复杂度与实时性分析

四阶累积量 $C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ 本质为一个三维张量，若对所有时延组合 $(\tau_1, \tau_2, \tau_3) \in [-L, L]^3$ 进行遍历计算，其计算复杂度将随信号长度 N 和最大时延 L 呈立方级增长，约为 $\mathcal{O}(NL^3)$ 。当采样率较高或 L 取值较大时，其复杂度将导致计算时延与存储开销迅速增加，难以满足实时无人机探测场景的应用需求。针对上述问题，本文基于四阶累积量二维切片的降维计算策略，通过固定其中一维时延参数，将需要遍历的时延组合数由 $\mathcal{O}(L^3)$ 降至 $\mathcal{O}(L^2)$ 。在相同时间平均估计条件下，二维切片四阶累积量的总体计算复杂度可表示为

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

相较于全维计算方式降低了一个时延维度量级。当最大时延 L 取为有限常数且小于帧长 N 时，整体复杂度随帧长呈线性增长。该降维策略在显著降低计算复杂度和存储开销的同时，仍能有效保留由非高斯弱目标引入的高阶统计特征，从而提升整体探测方法在实时无人机探测系统中的工程可实现性。

在获得二维切片四阶累积量矩阵后，本文采用其在慢时间维度上的统计方差作为无人机探测判决特征。设二维切片四阶累积量在每帧下的估计结果为

$$C_{4x}^{(2D)}(\tau_1, \tau_3; n_s), n_s = 1, 2, \dots, M \#(28)$$

其中 M 表示慢时间方向上的帧数，对 M 个长度为 N 的快照分别计算二维切片四阶累积量的方差，整体计算的复杂度可表示为 $\mathcal{O}(MNL^2)$ 。

5 仿真分析

5.1 仿真设置与场景构建

为系统验证所提出的基于奇异值分解与四阶累积量的无人机检测方法的有效性，本文在 MATLAB 仿真环境下，构建了一个符合典型城市环境的动态信道仿真平台。

仿真核心是一个按时间推进的快拍模型，总仿真时长为 T_{total} ，将其划分为 N_{snap} 个离散时刻。第 n 个时刻记为 $t_n = \frac{(n-1)T_{\text{total}}}{N_{\text{snap}} - 1}$, $n = 1, 2, \dots, N_{\text{snap}}$ ，信道状态随每一个快拍时刻更新。

具体的仿真参数如下：场景设定在一个 $500m \times 500m$ 的城区，基站与接收机均位于 $60m$ 高度，间距 $500m$ 。无人机初始位置为 $(200, 100, 60)$ ，固定飞行高度为 $60m$ 。令无人机以 $v = 5m/s$ 的速度沿 x 轴方向匀速飞行，全程仿真时长 $T_{\text{total}} = 15s$ 。为有效捕获由无人机运动引起的微小时变信道扰动，慢时间间隔设置为 $\Delta t = 0.01s$ 。发射信号采用带宽 $B = 100MHz$ 的扩频信号，系统的时间分辨率由带宽决定，即 $T_c \approx \frac{1}{B} = 10ns$ 。在本文的仿真场景中，多径时延扩展最大值约为 $\tau_{\text{max}} \approx 1.7\mu s$ ，此时满足 $\tau_{\text{max}} \gg T_c$ 的匹配关系，即多径分量在时域上是高度可分辨的。受益于扩频信号优良的时间分辨能力，背景杂波在时域上可被有效分离为多个可分辨的时延分量。在每个时延单元内，静态背景通常由单一或少量多径成分叠加构成，从而使得对应的 Hankel 矩阵更接近低秩结构。

5.2 去除背景信号分析

在仿真中，对每个慢时间帧内的常态环境接收信号 y_0 ，以及含无人机环境的接收信号 y_1 分别构造为 512 行、511 列的 Hankel 矩阵 \mathbf{Y}_{n0} 、 \mathbf{Y}_{n1} 。然后对 \mathbf{Y}_{n0} 、 \mathbf{Y}_{n1} 进行 SVD。前若干个奇异值对应稳态的强背景能量，中低阶奇异值则包含环境扰

动和微弱目标成分。无人机所引入的微弱但具结构性的信号扰动，虽然其绝对能量很小，不足以显著改变主奇异值，但它会影响次级奇异值及其对应的统计特性。

本实验剔除前5个奇异值，利用剩余奇异值来重新构建矩阵，获得去除主成分后的信号。随后对重构信号进行时延-功率分析，验证该方法对除去主成分信号并突出无人机回波分量的有效性。

由时延-功率图可以看出，直射路径以及部分地面散射体的一次反射路径功率被滤除，部分地面散射体反射路径功率则被大幅度削弱。无人机路径和另一部分地面散射体反射的信号则被保留下来。分析接收信号波形图可以看到，重构信号的幅度有所下降，但仍保留了原始接收信号的大部分特性。在经过主成分剔除后，无人机反射信号这类微弱成分在重构信号中相对突出，为后续的高阶统计量分析提供了更清晰的输入。

5.3 计算高阶累积量

尽管无人机路径能够在重构信号中得到有效保留，但重构信号中的强噪声对微弱的无人机反射路径的探测仍存在挑战。而前面提到的四阶累积量对高斯噪声具有理想的抑制特性，从理论上说，对于零均值高斯过程，其四阶累积量恒为零。无人机作为一个离散的点状散射体，其引入的反射信号具有明确的非高斯特性，因此对重构信号做高阶累积量计算，能够有效抑制噪声的干扰，突出无人机引起的变化。

本小节对每个时间帧分别计算四阶高阶累积量，令无人机从起点(200, 100, 60)沿着x轴方向飞行，速度为5m/s，分析其随时间的方差变化，如图4所示。

从高阶累积量方差随时间的变化曲线可以观察到，在存在无人机的情况下，接收信号由于额外散射路径和非高斯扰动的引入，使得高阶累积量的方差整体水平明显高于无无人机环境。无人

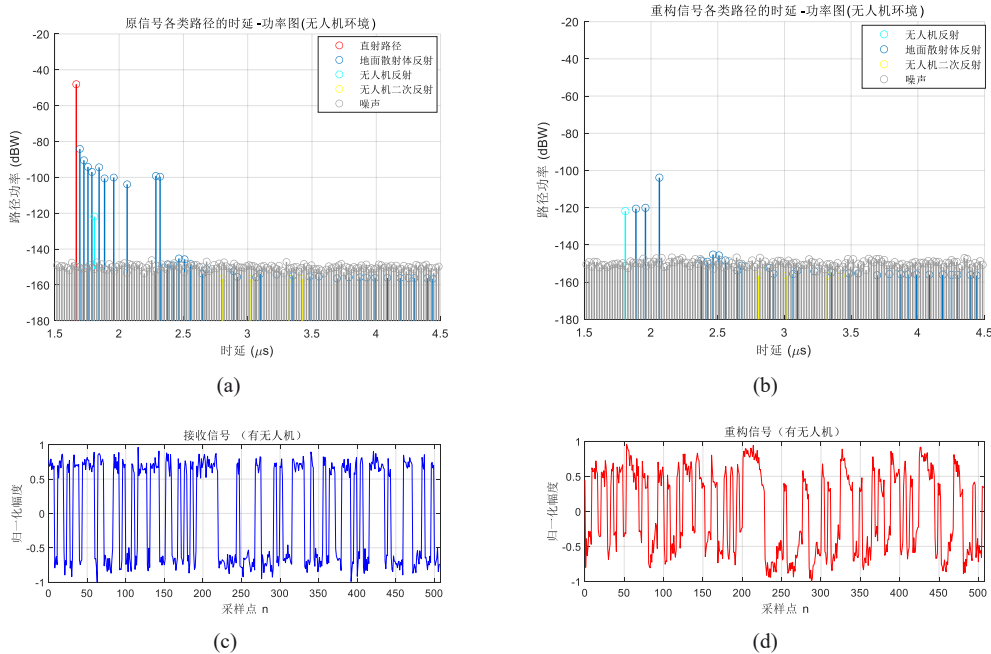


图3 去除背景信号前后的无人机环境接收信号特性比较

(a) 去除背景能量前接收信号时延-功率图;(b)去除背景能量后接收信号时延-功率图(c)去除背景能量前接收信号波形;(d)去除背景能量前接收信号波形

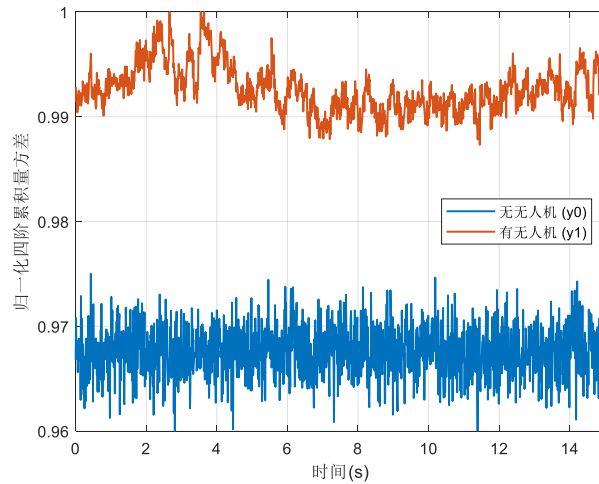


图4 两种环境下高阶累积量方差随时间变化曲线

机反射分量作为弱时变路径叠加到原有环境中，使接收信号的统计特性在慢时间尺度上产生轻微扰动，从而表现为高阶统计量的非平稳变化。

在此基础上，本文进一步考虑多无人机场景下的系统检测特性变化，设两架无人机分别从初始位置 $(200|0|60)$ 与 $(300|0|60)$ 同时出发，沿 x 轴方向向接收机方向匀速飞行，其高阶累积量方差随时间变化曲线如图5所示。

与单无人机场景相比，可以观察到多无人机条件下高阶累积量方差曲线整体波动幅度明显增

大，起伏更加剧烈。其原因在于多架无人机同时运动引入的反射路径在慢时间尺度上叠加，导致接收信号中非高斯扰动的数量和时变复杂度显著增加，从而放大了高阶累积量在时间维度上的波动特性。

需要指出的是，当前基于高阶累积量方差的探测方法主要用于刻画环境中是否存在由无人机引入的非高斯时变扰动，其统计特征能够反映多目标叠加所带来的整体波动增强，但尚不足以直接区分无人机的具体数量，多无人机数量的精确

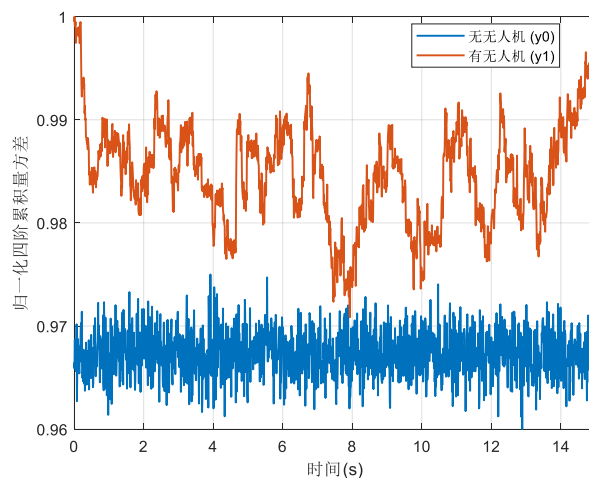


图5 两架无人机飞行时高阶累积量方差随时间变化曲线

区分仍需结合更精细的时频结构分析或空间维信息。

为了深入探究无人机运动状态对探测特征的具体影响，本实验设置了特定的无人机运动轨迹：无人机位于收发天线的中垂线上（初始坐标(250,0,60)），并在垂直方向（Z轴）上以5m/s的速度进行往返运动。运动范围限制在高度 $Z \in (45, 75)$ 米之间，当无人机到达边界高度时即刻转向飞行，总观测时长为15秒，如图6所示。

特征曲线在 $t \approx 3s$ 、 $t \approx 9s$ 及 $t \approx 15s$ 附近出现了显著的波峰。这些时刻在物理上对应无人机到达边界高度并转向飞行的瞬间。在转向过程中，无人机相对收发信机的径向速度发生符号翻转，加速度达到极大值。这种剧烈的运动状态突变导致回波信号的信号统计特性的非平稳性显著增强，从而在四阶累积量方差谱上表现为幅度突出的局部峰值。

为评估所提方法在不同飞行高度及信噪比条件下的探测性能，采用蒙特卡洛仿真计算无人机探测概率。无人机沿x轴方向匀速飞行，水平起点设为(200|100)，飞行高度在45-75 m范围内变化，同时信噪比在5-20 dB区间内取值。在每组高度与信噪比参数下，进行多次独立试验，检测

阈值由无无人机场景下背景方差的均值和标准差基于三倍标准差准则确定。当超过阈值的时间帧比例大于预设判决阈值时，判定目标无人机存在。通过300次独立蒙特卡洛实验统计检测成功次数，得到对应的探测概率。

从不同信噪比条件下的探测概率曲线可以看出，随着信噪比降低，探测概率虽略有下降，但整体变化幅度较小，各曲线保持一致的变化趋势。在SNR=20 dB、无人机飞行高度为60 m（与收发天线等高）时，探测概率最高达到84.7%。这表明所提方法对噪声强度具有较强鲁棒性，其主要原因在于高阶累积量对高斯白噪声的天然抑制特性，使噪声功率的变化难以显著影响统计特征。在飞行高度低于收发天线高度（45-55 m）时，受多径遮挡及地面反射干扰影响，有效回波能量减弱，探测性能受到限制；当飞行高度升至60 m及以上后，目标回波路径趋于稳定，探测概率明显提升并保持平稳。

为验证所提方法在复杂多径环境下的探测性能，本文设计了一组对比实验。假设无人机以固定高度60m、速度5m/s从起点(200, 100, 60)沿x轴方向匀速飞行。在城市多径环境中，无人机弱反射信号易被强多径杂波掩盖，若直接对原始接收

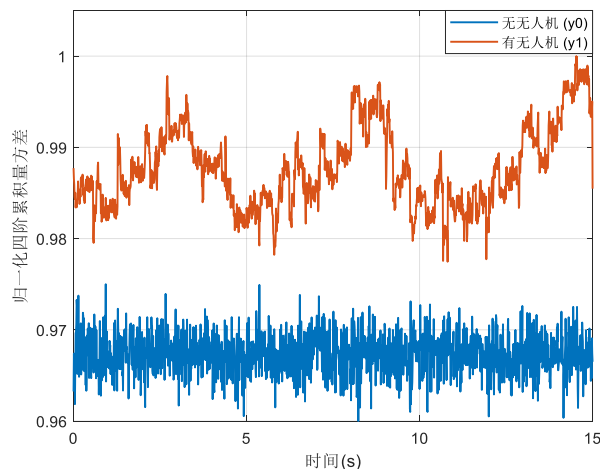


图6 无人机往返飞行下高阶累积量方差的随时间变化

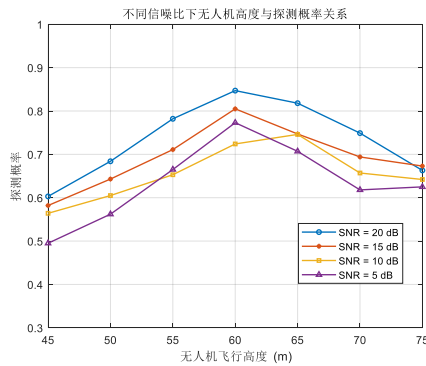


图7 不同飞行高度与信噪比下的探测概率

信号进行传统探测,其探测性能将被背景成分严重干扰。为保证对比的公平性,各方法均先对接收信号进行本文的Hankel矩阵构造与SVD预处理,随后分别采用传统能量检测、方差检测以及本文所提高阶累积量检测法进行无人机探测,对应的探测概率曲线如图8(a)所示。

在不同信噪比条件下的实验结果表明,随着信噪比的提高,能量检测与方差检测的探测概率均呈上升趋势,但整体性能仍受到背景残余多径和噪声的影响。相比之下,本文方法在整个信噪比区间内均表现出更高的探测概率,尤其在低信噪比条件下仍能保持较稳定的检测性能。这是因为传统方法主要依赖二阶统计特性,易受高斯噪声干扰,而本文方法利用高阶统计量能够有效抑制高斯噪声,更敏感地刻画无人机运动引起的信道统计特性变化,从而提升弱反射信号的可检

测性。

进一步地,本文分析了散射体数量变化对探测概率的影响,考虑到无人机飞行速度较慢,假设在单次探测窗口内散射体数量保持不变,固定信噪比为20dB,将散射体数量由4逐步增加至24,见图8(b)。随着场景多径结构逐渐复杂,Hankel+SVD预处理对背景成分的抑制能力受限,残余多径能量增加,导致三种方法的探测性能均出现下降趋势,该性能衰退的主要原因是多径数量增加导致背景抑制能力下滑。相比之下,本文方法在后端引入四阶累积量统计特性,对高斯噪声具有更强的抑制能力,因此在不同散射体数量条件下均保持更高的探测概率,在多径密集场景中也能表现出更好的鲁棒性与稳定性。

6 结束语

本文针对复杂城市电磁环境下低空慢速小无人机的探测难题,通过构建Hankel矩阵,利用奇异值的特性来去除背景信号,并结合高阶累积量来抑制噪声,实现了在低信噪比条件下对无人机目标的可靠探测。理论分析与仿真实验表明,所提方法能够有效分离了强背景信号与弱动态目标信号,高阶累积量充分发挥了对高斯噪声的天然抑制优势,准确捕捉了无人机运动引入的统计特性。在应用层面,该方法不依赖无人机的主动信号发射,而是针对信道状态变化,为城市环境下

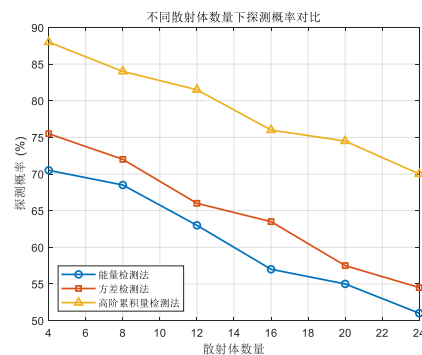
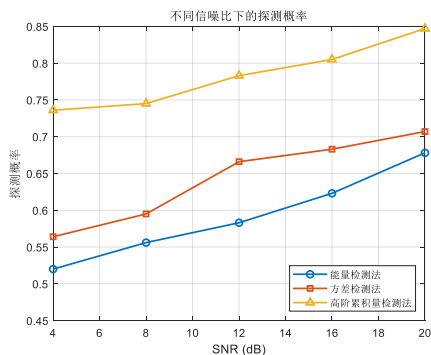


图8(a) 不同信噪比下的探测概率 (b)不同散射体数量下的探测概率

的低空安防提供了一种新的技术途径。

参考文献:

- [1] 王奕天,李建华,万政祺.基于频谱监测技术的“低慢小”无人机探测定位系统设计[J].现代电子技术,2025,48(15):11-17.
Wang Y, Li J, Wan Z. Design of a “Low, Slow and Small” UAV Detection and Positioning System Based on Spectrum Monitoring Technology [J]. Mod. Electron. Tech., 2025, 48(15): 11-17.
- [2] 梁延峰,王欣九,张博,等.城市环境下反无人机技术发展设想[J].中国电子科学研究院学报,2023,18(03):289-295.
Liang Y, Wang X, Zhang B, et al. Development Prospects of Counter-UAV Technologies in Urban Environments [J]. J. China Acad. Electron. Inf. Technol., 2023, 18(3): 289-295.
- [3] 左靖坤,郑雅玲,史毅仁.基于雷达与频谱数据融合的无人机检测研究[J].科技创新与应用,2025,15(21):133-136.
Zuo J K, Zheng Y L, Shi Y R. Research on UAV Detection Based on Radar and Spectrum Data Fusion [J]. Technol. Innovation Appl, 2025, 15(21): 133-136.
- [4] 蒋帅,张静,赵地,等.无人机探测技术及系统运用综述[C]//国防科技大学系统工程学院.第三届体系工程学术会议论文集——复杂系统与体系工程管理.中山大学系统科学与工程学院;系统工程研究院;中山大学电子与通信工程学院;2021: 354-361.
Jiang S, Zhang J, Zhao D, et al. A Review of UAV Detection Technology and System Applications [C] // College of Systems Engineering, National University of Defense Technology. Proc. of the 3rd Conf. on Systems Engineering. Sun Yat-sen University; 2021: 354-361.
- [5] 赫蓉蓉.无人机探测技术发展现状与未来趋势[J].华东科技, 2024,(09):107-109.
He R R. Current Status and Future Trends of UAV Detection Technology [J]. East China Sci. Technol., 2024, (09): 107-109.
- [6] 赵倩.基于LTE外辐射源的无人机定位技术研究[D].北京邮电大学,2022.
Zhao Q. Research on UAV Localization Technology Based on LTE Passive Radar [D]. Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [7] Ummenhofer M, Lavau L C, D. Cristallini D, et al, UAV micro-Doppler signature analysis using DVB-S based passive radar [C]. April 28-30, 2020. Washington, DC, USA, 2020, pp. 1007-1012.
- 8
Asif, A, Kandeepan, S, Evans, R. J. Passive radar tracking in clutter using range and range-rate measurements[J]. Sensors, 2023, 23(12): 5451.
- [9] Zhu P F, Zhu Q L, Dong X, et al. Flying target detection technology based on GNSS multipath signals[J]. Sensors, 2024, 24 (5): 1706.
- [10] 方高飞.基于奇异值分解的直扩信号盲估计算法研究及FPGA实现[D].西安电子科技大学,2024.
Fang G F. Research on Blind Estimation Algorithm for Direct Sequence Spread Spectrum Signals Based on Singular Value Decomposition and Its FPGA Implementation [D]. Xidian University, 2024.
- [11] AL-ZABEN A, AL-SMADI A. Extraction of foetal ECG by combination of singular value decomposition and neuro-fuzzy inference system[J]. Physics in Medicine & Biology, 2006, 51 (1): 137-143.
- [12] 聂振国.基于奇异值分解的信号处理关键技术研究[D].广州:华南理工大学,2016.
Nie Z G. Research on Key Technologies of Signal Processing Based on Singular Value Decomposition [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- [13] 赵学智,叶邦彦,陈统坚.基于小波-奇异值分解差分谱的弱故障特征提取方法[J].机械工程学报,2012,48(7):37-48.
Zhao X Z, Ye B Y, Chen T J. Weak Fault Feature Extraction Method Based on Wavelet Singular Value Decomposition Difference Spectrum [J]. J. Mech. Eng., 2012, 48(7): 37-48.
- [14] STEFANOVIĆ C, PANIC S R, BHATIA V, et al. On higher-order statistics of the channel model for UAV-to-ground communications[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). Helsinki, Finland: IEEE, 2021: 1-5.
- [15] 史方明,陈格格,陈祎,等.基于信号高阶累积量的无人机信号盲探测方法[J].无线电工程,2025,55(06):1223-1229.
Shi F M, Chen G G, Chen Y, et al. Blind Detection Method for UAV Signals Based on High-Order Cumulants of Signals [J]. Radio Eng., 2025, 55(06): 1223-1229.
- [16] 胡南舟.公共广播信号探测无人机技术研究[D].成都:电子科技大学,2024.
Hu N Z. Research on Drone Detection Technology Using Public Broadcasting Signals [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.
- [17] 赵雄文,郭春霞,李景春.基于高阶累积量和循环谱的信号调制方式混合识别算法[J].电子与信息学报,2016,38(03): 674-680.
Zhao X W, Guo C X, Li J C. Hybrid Recognition Algorithm for Signal Modulation Schemes Based on High-Order Cumulants and Cyclic Spectrum [J]. J. Electron. Inf. Technol., 2016, 38 (03): 674-680.
- [18] 黄凤青.基于子空间方法杂波抑制的慢动目标检测[D].桂林电子科技大学,2020.



Huang F Q. Detection of Slow-Moving Targets Based on Sub-space Method Clutter Suppression [D]. Guilin University of Electronic Technology, 2020.

- [19] 卢礼胜. 基于微动特征的无人机探测与识别[D]. 杭州电子科技大学, 2025.

Lu L S. Detection and Identification of UAVs Based on Micro-Motion Features [D]. Hangzhou Dianzi University, 2025.

- [20] 杨武. 基于高阶累积量和循环谱参数的数字信号调制方式识别技术研究[D]. 杭州电子科技大学, 2023.

Yang W. Research on Digital Signal Modulation Recognition Technology Based on High-Order Cumulants and Cyclic Spectrum Parameters [D]. Hangzhou Dianzi University, 2023.

[作者简介]



肖宁桂, (2000-), 女, 杭州电子科技大学

通信工程学院硕士生, 研究方向为无线通信系统。

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

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

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

潘鹏 (1983-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院教授, 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。