

## 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)及 高分辨微动特征提取方法

陈小龙\*<sup>①</sup> 袁旺<sup>②</sup> 杜晓林<sup>②</sup> 于刚<sup>③</sup> 何肖阳<sup>②</sup> 关键\*<sup>①</sup> 汪兴海<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(海军航空大学 烟台 264001)

<sup>②</sup>(烟台大学 烟台 264005)

<sup>③</sup>(济南大学 济南 250022)

**摘要:** 无人机等低慢小目标探测对雷达目标检测和识别技术提出了很高的挑战,迫切需要构建相关数据集,支撑低慢小探测技术的发展和應用。该文公开了一个多波段调频连续波(FMCW)雷达低慢小目标探测数据集,基于Ku波段和L波段的FMCW雷达采集6种类型的无人机回波数据,通过雷达调制周期和调制带宽,具备不同时域和频域分辨和测量能力,构建了多波段FMCW雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)。为了进一步提升无人机微动特征提取能力,该文提出基于局部极大值同步提取变换的无人机微动提取和参数估计方法,在短时傅里叶变换的基础上提取时频能量最大值,保留有用信号分量,实现精细化时频表示。基于LSS-FMCWR-1.0进行验证分析,结果表明该方法相较于传统时频方法,熵值平均降低了5.3 dB,旋翼叶长估计误差降低了27.7%,所提方法兼顾高时频分辨率和较高的参数估计精度,为后续目标识别奠定了基础。

**关键词:** 低慢小目标; 调频连续波雷达; 微动特性; 局部极大值同步提取变换; 公开数据集

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)03-0539-15

DOI: 10.12000/JR23142

**引用格式:** 陈小龙,袁旺,杜晓林,等.多波段FMCW雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)及高分辨微动特征提取方法[J].雷达学报(中英文),2024,13(3):539-553.doi:10.12000/JR23142.

**Reference format:** CHEN Xiaolong, Yuan Wang, Du Xiaolin, *et al.* Multiband FMCW radar LSS-target detection dataset (LSS-FMCWR-1.0) and high-resolution micromotion feature extraction method[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 539-553. doi: 10.12000/JR23142.

## Multiband FMCW Radar LSS-target Detection Dataset (LSS-FMCWR-1.0) and High-resolution Micromotion Feature Extraction Method

CHEN Xiaolong\*<sup>①</sup> Yuan Wang<sup>②</sup> Du Xiaolin<sup>②</sup> Yu Gang<sup>③</sup> He Xiaoyang<sup>②</sup>  
Guan Jian\*<sup>①</sup> Wang Xinghai<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

<sup>②</sup>(Yantai University, Yantai 264005, China)

<sup>③</sup>(Jinan University, Jinan 250022, China)

**Abstract:** Detection of small, slow-moving targets, such as drones using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) poses considerable challenges to radar target detection and recognition technology. There is an urgent need to

收稿日期: 2023-08-19; 改回日期: 2023-10-15; 网络出版: 2023-11-14

\*通信作者: 陈小龙 [cxlcx11209@163.com](mailto:cxlcx11209@163.com); 关键 [guanjian\\_68@163.com](mailto:guanjian_68@163.com)

\*Corresponding Authors: CHEN Xiaolong, [cxlcx11209@163.com](mailto:cxlcx11209@163.com); GUAN Jian, [guanjian\\_68@163.com](mailto:guanjian_68@163.com)

基金项目: 国家自然科学基金(62222120, 61931021), 山东省自然科学基金(ZR201YQ43)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62222120, 61931021), The Natural Science Foundation of Shandong (ZR201YQ43)

责任编辑: 张群 Corresponding Editor: ZHANG Qun

©The Author(s) 2023. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

establish relevant datasets to support the development and application of techniques for detecting small, slow-moving targets. This paper presents a dataset for detecting low-speed and small-size targets using a multiband Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW) radar. The dataset utilizes Ku-band and L-band FMCW radar to collect echo data from six UAV types and exhibits diverse temporal and frequency domain resolutions and measurement capabilities by modulating radar cycles and bandwidth, generating an LSS-FMCWR-1.0 dataset (Low Slow Small, LSS). To further enhance the capability for extracting micro-Doppler features from UAVs, this paper proposes a method for UAV micro-Doppler extraction and parameter estimation based on the local maximum synchroextracting transform. Based on the Short Time Fourier Transform (STFT), this method extracts values at the maximum energy point in the time-frequency domain to retain useful signals and refine the time-frequency energy representation. Validation and analysis using the LSS-FMCWR-1.0 dataset demonstrate that this approach reduces entropy on an average by 5.3 dB and decreases estimation errors in rotor blade length by 27.7% compared with traditional time-frequency methods. Moreover, the proposed method provides the foundation for subsequent target recognition efforts because it balances high time-frequency resolution and parameter estimation capabilities.

**Key words:** Low Slow Small (LSS) target; Frequency Modulate Continuous Wave (FMCW) radar; Micromotion characteristics; Local maximum SynchroExtracting Transform (LSET); Public dataset.

## 1 引言

近年来,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)等飞行器因其低成本和灵活性,得到广泛应用,如侦查和监视、航拍、环境检测和灾害救援等<sup>[1]</sup>。然而,随着无人机数据量的增加,空域管理和监管变得更加复杂,无人机黑飞事件不断发生,严重危害飞行起降、要地防护等,迫切需要研究有效的无人机等低慢小目标探测技术<sup>[2]</sup>。为了解决无人机识别问题,人们提出了多种无人机检测和识别的方法。光学图像有利于无人机的识别分类,但受环境和天气的影响较大。雷达是目标探测的有效手段,然而由于小型无人机极低的雷达散射截面积和较慢的飞行速度,增大了目标检测的难度,此外,雷达特征不明显,对低慢小目标的识别提出了很高的挑战<sup>[3]</sup>。

微动特性是旋翼无人机在飞行过程中微小振动和姿态变化的特性,通过分析旋翼无人机的微动多普勒提取微动特征和估计微动参数<sup>[4-6]</sup>,从而达到识别和区分无人机的目的。文献<sup>[7]</sup>通过改进倒谱法提取旋翼无人机的旋翼转速,从而集中估计叶片长度。文献<sup>[8]</sup>提出了一种多旋翼微动目标多普勒参数估计方法,基于复杂变分模分解(Complex Variational Mode Decomposition, CVMD)和奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)实现不同速度下多转子目标闪烁的重建,并成功估计了叶片的微动参数。因此,旋翼无人机的微动特性深入研究,对无人机的分类识别具有重要意义。时频分析方法可以提供信号在时间和频率上变化的信息,从而揭示微动特性中的细微变化和动态特征<sup>[9]</sup>。短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)适用

于分析短时平稳信号,但时间分辨率和频率分辨率相互矛盾。Wigner-Ville分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)相较于STFT的时频分辨率得到了提升,但对于多分量信号仍受交叉项的影响<sup>[10]</sup>。这些方法的时频分辨率较低,无法准确地刻画非平稳信号的非线性行为,为此,一些学者对传统时频分析方法做了改进,如重新分配方法(Reassignment Method, RM)、同步压缩变换(SynchroSqueezing Transform, SST)等。RM是一种时频分辨率较高的时频分析方法,但它沿着时间和频率方向重新分配时频系数,导致无法重建信号<sup>[10]</sup>;SST只保留STFT中与信号时变特征最相关的时频信息,沿频率方向重新分配时频系数,允许信号的重建,但噪声鲁棒性较差<sup>[11]</sup>。2017年,于刚等人<sup>[12]</sup>提出同步提取变换(SynchroExtracting Transform, SET)时频方法,允许精确的信号重建,只保留信号时变特征,相比传统时频方法具有较高的时频分辨率和能量集中度,广泛应用于机械故障信号诊断等领域,为无人机旋翼时变信号精细化特征提取提供了新的技术手段。

关于微动特征<sup>[13,14]</sup>和无人机数据集,目前已有语音识别相关数据集<sup>[15,16]</sup>和无人机射频信号数据集,但无人机雷达信号级回波数据相对稀缺,为更好地支撑雷达无人机等低慢小(Low Slow Small, LSS)目标探测和识别技术的验证和发展,本文基于调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达,构建了Ku和L波段FMCW雷达无人机数据集(Low Slow Small-Frequency Modulated Continuous Wave Radar-1.0, LSS-FMCWR-1.0),改变雷达带宽和调制周期等参数,获得6种不同类型悬停状态下的无人机回波数据。该数据集

可通过《雷达学报》官网的相关链接(<https://radars.ac.cn/web/data/getData?dataType=LLS-LFM-CWR>)免费下载使用。另外, 本文提出一种基于局部极大值同步提取变换(Local maximum Synchronizing Transform, LSET)的时频方法, 提取旋翼无人机的微动特征, 更加精确地估计旋翼微动参数<sup>[17,18]</sup>, 并通过该数据集进行验证。

## 2 FMCW雷达无人机数据采集及处理

### 2.1 多波段FMCW雷达简介

使用Ku波段和L波段FMCW雷达对无人机进行数据采集, FMCW雷达探测系统主要由射频模块、控制模块、采集模块以及软件模块4部分组成, 如图1所示。射频模块主要由微带天线、锁相环、压控振荡器、功放、低噪放、混频器、中频放大器等部件组成, 主要用于实现FMCW信号的发射, 并对接收回波信号进行混频、滤波、放大; 控制模块主要作用是接收上位机发送的参数命令, 产生发射和接收所需的时序控制信号, 控制射频模块的波形信号和控制接收信号增益功能, 同时, 为采集模块提供同源参考时钟和硬件触发信号; 采集模块采用多通道同步采集ADC实现回波信号的采集, 通过USB高速接口芯片将采集原始回波信号传送到上位机进行后续处理; 软件模块完成上位机系统的驱动, 确保上位机与采集板卡之间的正常通信, 并具备控制和显示功能。FMCW雷达通过改变调制带宽, 可以实现较高的距离分辨率。图2是本文采集中所使用的雷达, 表1是两个波段的FMCW雷达的主要技术参数。

L波段雷达调制带宽固定设置为100 MHz, 调

制周期可选择设置为0.300, 1.024, 4.096, 8.192 (单位为ms), 信号采集中雷达多普勒显示最大为 $f_{\text{radar}} = 1/(2 \cdot T_p)$ , 其中,  $T_p$ 为调制周期。例如, 雷达调制周期设置为0.300 ms, 水平照射情况下, 雷达显示的最大多普勒为1666.7 Hz, 对于御2旋翼无人机, 其叶片长度为11 cm, 旋翼转速为1950 r/min, 假设其俯仰角为 $0^\circ$ , 最大多普勒频移为3549.1 Hz, 远大于雷达显示频率, 导致多普勒模糊和信息缺失, 因此, 设置合适的调制周期对于数据分析至关重要。采集实验的调制周期设置为0.300 ms和1.024 ms。Ku波段雷达调制带宽可设置为100 MHz和200 MHz, 雷达调制周期可设置为0.300 ms和1.024 ms。FMCW雷达信号调制带宽与距离分辨率的换算关系表示为

$$B = \frac{c}{2\rho_r} \quad (1)$$

其中,  $c$ 为光速,  $\rho_r$ 是距离分辨率,  $B$ 表示调制带宽。最大无模糊距离表达式为

$$R_{\text{max}} = \frac{f_s T_p}{4} \rho_r \quad (2)$$

其中,  $f_s$ 为距离采样频率, 数值为500 kHz。最大不模糊速度的表达式为

$$V_{\text{max}} = \lambda/(2 \cdot T_p) \quad (3)$$

其中,  $\lambda$ 是雷达的工作波长。

使用Ku和L波段FMCW雷达同时采集无人机数据, FMCW探测动态目标的距离和瞬时速度时, 探测过程中既产生时间延迟效应又有多普勒效应, 即同一时刻发射信号 $f_{\text{transmit}}$ 和目标回波信号 $f_{\text{receive}}$ 的频率差异是由时间延迟效应和多普勒效应共同引起的。图3显示了三角波FMCW信号的发射和接收情况。

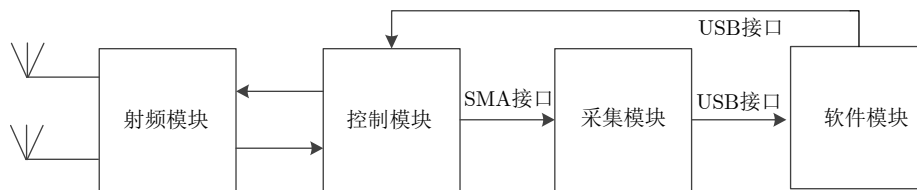
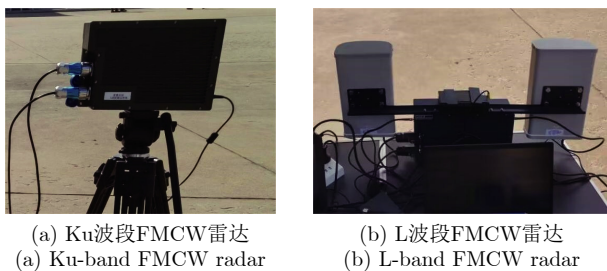


图1 FMCW雷达组成

Fig. 1 Component of the FMCW radar



(a) Ku波段FMCW雷达  
(a) Ku-band FMCW radar

(b) L波段FMCW雷达  
(b) L-band FMCW radar

图2 Ku波段和L波段FMCW

Fig. 2 Ku-band and L-band FMCW radar

表1 Ku波段和L波段FMCW雷达主要技术参数  
Tab. 1 Ku-band and L-band FMCW radar main technical indicators

FMCW雷达 波段	工作频率 (GHz)	调制带宽 (MHz)	调制周期 (ms)	采样频率 (kHz)
Ku波段	23.7	10~2000	0.200~10.000	500
L波段	1.4~1.5	100	0.300~8.192	500

接收的回波信号和发射信号进行混频操作, 提取出回波与发射信号之间的差频 $f_{\text{delay}}$ ,

$$f_{\text{delay}} = \frac{2R\Delta f}{cT} \quad (4)$$

其中,  $R$ 为目标与雷达的距离,  $\Delta f$ 为调制的信号带宽,  $T$ 为三角波调制半周期。其次, 多普勒效应将导致接收信号在频率轴上, 产生多普勒频移 $f_d$ ,

$$f_d = \frac{2v}{\lambda} \cos \vartheta \quad (5)$$

其中,  $v$ 表示目标速度,  $\vartheta$ 表示雷达的俯仰角。

通过测量回波信号与发射信号之间的差频, 获得目标物体与雷达系统之间的往返传播时间, 进而计算出目标的距离:

$$R = \frac{cT}{4\Delta f} |f_{\text{diff\_up}} - f_{\text{diff\_down}}| \quad (6)$$

通过对距离和多普勒频移的测量结果进行阈值比较检测目标, 对信号沿距离维做傅里叶变换, 可以得到距离多普勒从而确定目标所在距离和速度。

## 2.2 FMCW雷达信号处理流程

数据采集可以获得回波的一维距离像、距离脉冲图、距离多普勒图和时频图, 调整调制周期和调制带宽, 设置测量的距离范围, 信号处理参数包括脉冲数和时间窗函数。通过距离脉冲图或距离多普勒图找到目标所在距离单元, 提取该目标所在距离单元的信号进行变换得到信号的时频图, FMCW雷达信号处理流程如图4所示。

图5展示了不同类型无人机在某一距离单元上的时频图, 其中图5(a)表示Ku波段雷达在调制周期为0.300 ms下的无人机多普勒, 图5(b)表示Ku波段雷达在调制周期为1.024 ms下的无人机多普勒, 由于雷达可设置的最小调制周期为0.300 ms, 显示频率 $f_{\text{radar}}$ 范围最大为1.7 kHz, 无人机叶片最大转速为 $\lambda f_{\text{radar}} / (4\pi L)$ , 其中 $L$ 表示叶片长度,  $\lambda$ 表示雷达波长。对于御2无人机, 最大转速为15.6 r/s。由于

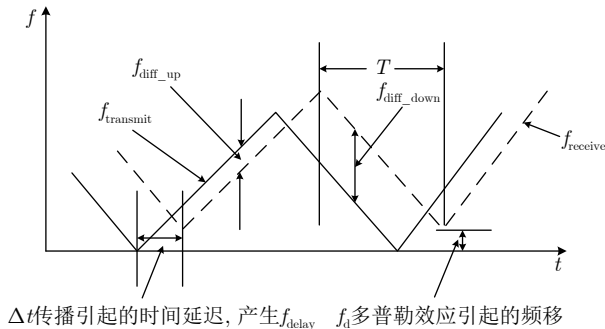


图3 三角波调制FMCW雷达发射和接收信号示意图

Fig. 3 Diagram of the transmitted and received signals of the triangular wave modulated FMCW radar

L波段波长大于Ku波段, 在相同调制周期的情况下, L波段无人机旋翼最大多普勒频率远小于Ku波段。不同类型无人机在悬停飞行时旋翼转速不同, 最大多普勒与旋翼的叶长和旋翼转速相关, 导致各类型无人机时频谱存在差异。

固定翼无人机仅有一个旋翼, 且尺寸较大, 时频图中的微动特征较为明显, 呈周期性变化, 其他多旋翼无人机由于存在多个旋翼且各旋翼的初始相位不同, 叶片的闪烁出现交叠现象, 难以精确地估计旋翼微动参数。采集固定翼无人机旋翼的低转速和高转速回波数据, 图6(a)和图6(b)分别表示正视雷达旋翼低转速和高转速的时频图, 随着固定翼无人机的旋翼转速加快, 目标的最大多普勒频率也随之增大。

## 2.3 低慢小目标数据采集

数据采集场景如图7所示, 无人机处于悬停状态且近似与雷达高度相同。数据集包含固定翼无人机、大疆M350、大疆悟2、大疆精灵、大疆御2和大疆M600的6类目标回波数据。其中, 固定翼无人机是单个旋翼, 大疆M600包含6个旋翼, 御2、悟2、精灵和大疆M350的旋翼个数均为4, 每个旋翼的叶片数为2。采集各类型无人机的具体参数如表2所示。本数据集同时也采集了不同距离段的无人机数据, 由于FMCW雷达功率较低, 远距离时(约30 m以上)目标微动特性不明显, 此外, 本文的重

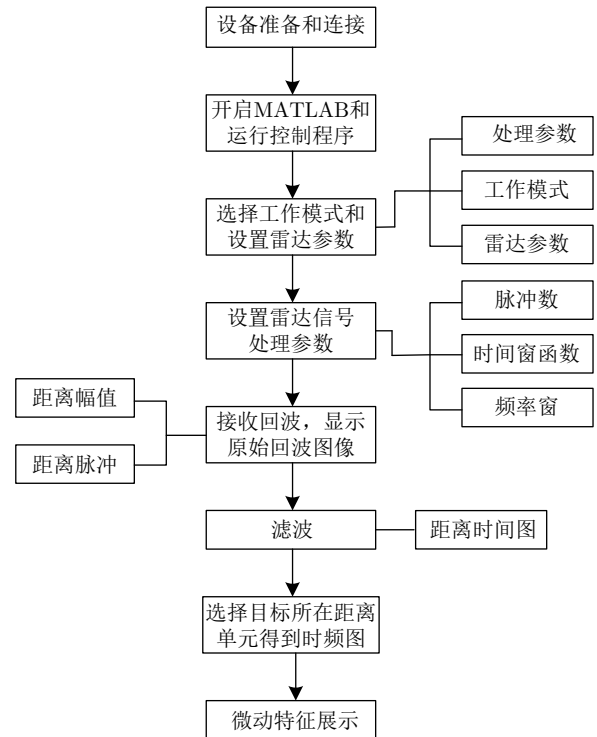
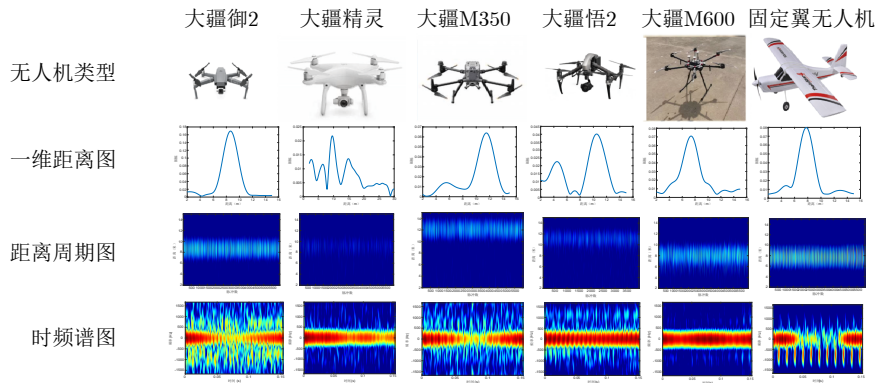
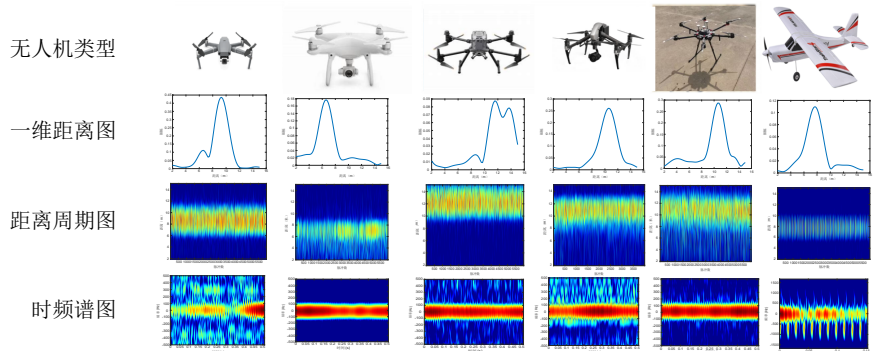


图4 回波信号处理流程

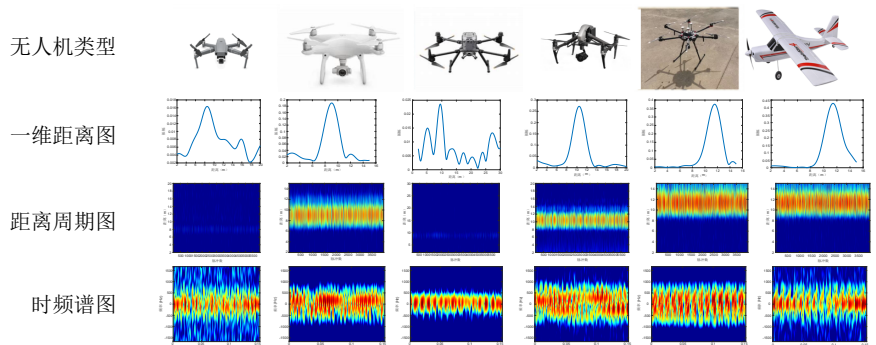
Fig. 4 Echo signal processing process



(a) Ku波段FMCW雷达，调制周期为0.300 ms  
 (a) The modulation period of Ku-band FMCW radar is 0.300 ms



(b) Ku波段FMCW雷达，调制周期为1.024 ms  
 (b) The modulation period of Ku-band FMCW radar is 1.024 ms



(c) L波段FMCW雷达，调制周期为0.300 ms  
 (c) The modulation period of L-band FMCW radar is 0.300 ms

图 5 各类型无人机时频谱图及距离周期图

Fig. 5 Time spectrum and range Doppler of various types of unmanned aerial vehicles

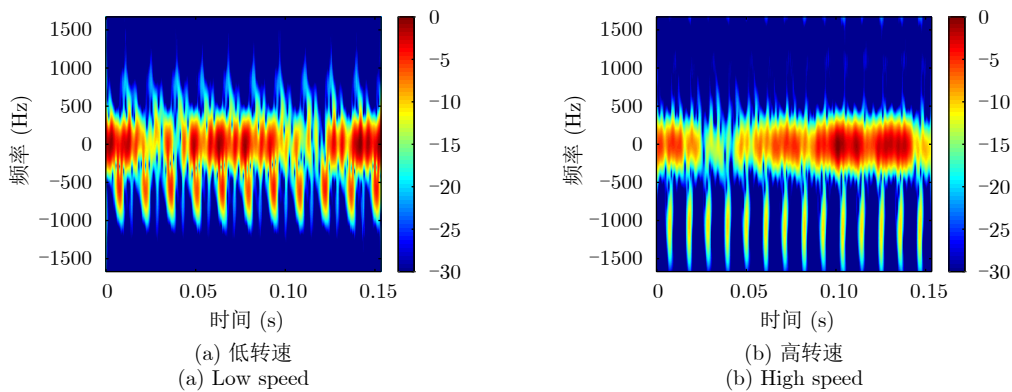


图 6 固定翼无人机的时频图(06-2023.5.8-0.3-100-9-K (1))

Fig. 6 Time spectrum diagram of fixed wing UAV

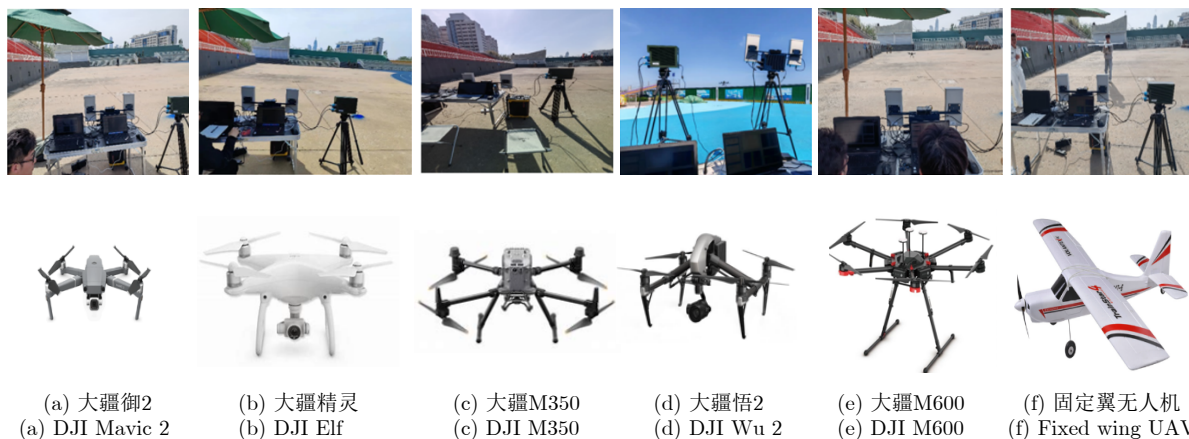


图7 无人机采集场景以及无人机类型

Fig. 7 UAV acquisition scenarios and types of UAVs

表2 无人机主要技术参数

Tab. 2 The main technical parameters of the UAV

无人机类型	旋翼个数	转速(r/min)	叶片长度(cm)
大疆御2	4	1950	11
大疆精灵	4	1320	13
大疆M350	4	1750	11
大疆悟2	4	1500	19
大疆M600	6	1620	12
固定翼无人机	1	360	12

表3 无人机采集参数设置(目标距离为估值)

Tab. 3 UAV acquisition parameter settings

无人机类型及编号	调制带宽(MHz)	调制周期(ms)	目标距离(m)	雷达波段Ku/L
大疆御2(01)	100	0.300	9	Ku+L
		1.024	9	Ku+L
大疆精灵(02)	100	0.300	9	Ku+L
		1.024	9	Ku+L
大疆M350(03)	100	0.300	12	Ku+L
		1.024	12	Ku+L
	200	0.300	12	Ku
		1.024	12	Ku
大疆悟2(04)	100	0.300	11	Ku+L
		1.024	11	Ku+L
大疆M600(05)	100	0.300	8	Ku
		1.024	11	L
	100(正视)	0.300(低速)	9	Ku+L
		0.300(高速)	9	Ku+L
500	4.192	9	Ku+L	
	4.192	9	Ku	
固定翼无人机(06)	100(侧视)	0.300(低速)	9	Ku+L
		0.300(高速)	9	Ku+L
	500	4.192	9	Ku+L
		4.192	9	Ku

点在于分析无人机的高分辨精细化特性,因此数据集保留近距离采集数据。

## 2.4 低慢小目标数据集

LSS-FMCWR-1.0数据集中无人机采集参数设置如表3所示,通过不同波段的FMCW雷达采集不同类型的旋翼无人机,目标所在的距离范围为5~12 m,在设置雷达调制周期和调制带宽情况下,采集某距离单元处各类型目标的无人机回波数据。

为了能够更加方便地使用数据集,对数据集的格式进行统一命名,格式为AA-时间-BB-CC-DD-LK(FF),AA表示无人机类型,取值为01~06;BB表示调制周期,取值为0.300,1.024,4.096(单位为ms),CC表示带宽;DD表示目标所在距离单元,距离范围为5~30 m;LK表示L波段或Ku波段同时采集数据,若为L表示L波段雷达采集数据,同样,如果为K表示Ku波段雷达采集数据,FF表示数据个数编号。采集数据的矩阵文件后缀为“.mat”。每个矩阵的行表示为距离维采样点数,列表示回波采样点数,具体数据集结构如图8所示。

## 3 基于LSET的无人机微动提取和参数估计方法

提出基于LSET的无人机微动提取和参数估计

方法,提取时频图中脊线处的能量,保留原信号中的有用信息,同时具备信号重构能力。首先通过雷达采集无人机回波数据,对其进行解调处理和去直流,然后去除信号中的抖动干扰。沿距离维做傅里叶变换得到距离周期图,选取目标所在距离单元,

通过LSET方法提取目标的微动特性。算法的流程如图9所示。

### 3.1 回波数据滤波处理

通过雷达采集无人机信号后进行预处理操作,包括解调处理和去直流,然后对信号进行去抖动干扰,利用原始信号减去均值滤波后的低频部分以得到去除趋势项后的真实信号,其中均值滤波表示为

$$y(i) = \frac{\sum_{k=1}^m (x(i-k) + x(i+k))}{2m} \quad (7)$$

其中,  $x(i)$ 表示某点的信号,  $k$ 表示某信号点处左右相邻信号点,  $2m$ 为均值滤波滑动窗所包含信号点

数,通过计算某信号点处前 $m$ 个点和后 $m$ 个点的平均值来代替当前点,实现线性低通滤波。具体流程如图10所示。

经过预处理后剔除干扰,可以更加明显地观察目标所在的距离,为下一步分析奠定基础,如图11所示,图11(a)为预处理前信号的距离脉冲图,可以看出图中存在一些抖动干扰,图11(b)为预处理后的信号,可以明显看出,大部分干扰被剔除,目标所在距离单元回波更加明显。

雷达信号经过预处理剔除抖动干扰后,找到目标所在距离单元,提取目标所在距离单元的回波信号进行STFT,通过滑动窗口的方式对时间窗内的信号进行FFT得到时频图。

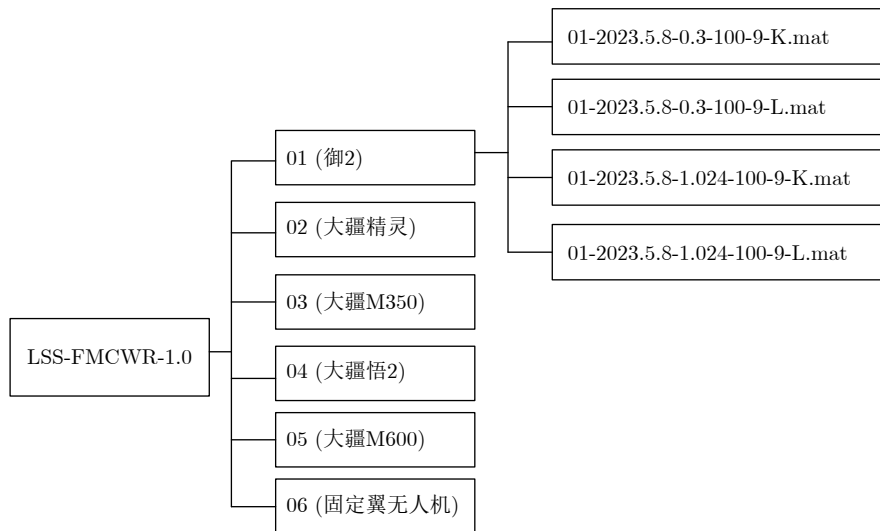


图8 具体数据集结构示意图

Fig. 8 Schematic diagram of specific dataset structure

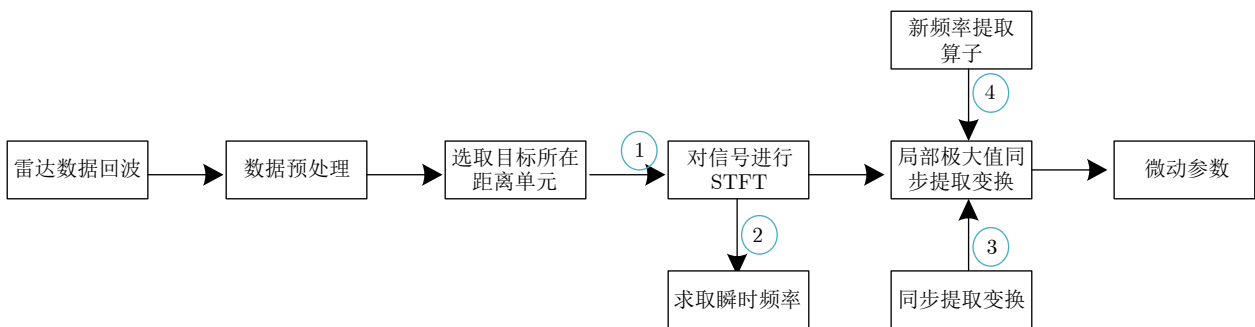


图9 算法流程图

Fig. 9 Algorithm flow chart



图10 回波预处理流程

Fig. 10 Echo data preprocessing process

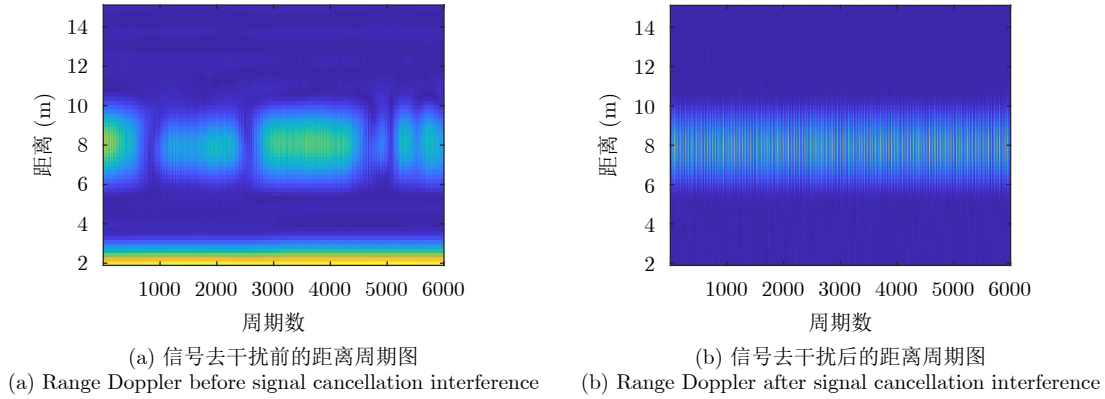


图 11 去抖动干扰前和去抖动干扰后的距离周期图(LSS-FMCWR-1.0:06-2023.5.8-0.3-100-9-K (1).mat)  
Fig. 11 Data before and after removing jitter interference (LSS-FMCWR-1.0:06-2023.5.8-0.3-100-9-K (1).mat)

$$\text{STFT}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)g(u-t)\exp(-j\omega t)du \quad (8)$$

其中,  $g(\cdot)$ 表示滑动窗口, 本文取高斯窗函数,  $t$ 表示慢时间维,  $\omega$ 表示频率维。通过观察无人机的距离多普勒选取目标所在距离单元, 提取目标所在距离单元的信号进行STFT得到目标信号的时频图。

### 3.2 基于LSET的高分辨微动特征提取

对于传统的特征提取方法, 如STFT和WVD方法, 时频分辨率有限, 并且小型无人机叶片的雷达回波较为弱小, 同时多旋翼无人机不同旋翼初始相位的随机性, 导致叶片回波闪烁严重重叠, 加大了微动特征提取的难度。基于LSET的高分辨微动特征提取方法的具体步骤如下:

步骤1 设得到的信号是多分量信号, 表示为

$$S(t) = \sum_{i=1}^n A_i(t)e^{j\varphi_i(t)} \quad (9)$$

其中,  $A_i(t)$ 和 $\varphi_i(t)$ 分别是瞬时振幅和瞬时频率。对信号进行STFT, 对时间求导可得:

$$\begin{aligned} \partial_t \text{STFT}(t, \omega) &= \partial_t (A \cdot g^*(\omega - \omega_0) \cdot e^{j\omega_0 t}) \\ &= \text{STFT}(t, \omega) \cdot j\omega_0 \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $\partial_t(\cdot)$ 表示函数对时间进行求导,  $g^*(\cdot)$ 表示对窗函数进行傅里叶变换后的结果。

步骤2 根据式(10)可以计算瞬时频率 $\omega_0$

$$\omega_0 = \frac{j\partial_t \text{STFT}(t, \omega)}{\text{STFT}(t, \omega)} \quad (11)$$

最后进行能量提取, 得到SET结果

$$\text{Te}(t, \omega) = \text{STFT}(t, \omega) \cdot \delta(\omega - \omega_0(t, \omega))d\omega \quad (12)$$

步骤3 假设在任意时刻 $\varepsilon$ 足够小, 对于 $A_i(t) \leq \varepsilon$ 。根据泰勒展开式, 我们可以在时间点 $t$ 展开第 $i$ 分量的瞬时振幅IA函数 $A_i(u) = A_i(t)$ 和瞬时相位IP

函数 $\varphi_i(u) = \varphi_i(t) + \varphi_i'(t)(u-t)$ 。因此信号可以重写为 $s(u) = \sum_{i=1}^n A_i(t)e^{j(\varphi_i(t) + \varphi_i'(t)(u-t))}$ , 则STFT可以表示为

$$\begin{aligned} \text{STFT}(t, \omega) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t) \sum_{i=1}^n A_i(t) \\ &\quad \cdot e^{j(\varphi_i(t) + \varphi_i'(t)(u-t))} du \\ &= \sum_{i=1}^n A_i(t) e^{j\varphi_i(t)} \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t) \\ &\quad \cdot e^{j(\varphi_i'(t)(u-t) - j\omega(u-t))} d(u-t) \\ &= \sum_{i=1}^n A_i(t) e^{j\varphi_i(t)} g^*(\omega - \varphi_i'(t)) \end{aligned} \quad (13)$$

频谱能量集中在具有模糊能量分布的瞬时频率轨迹上, 其表示为

$$|\text{STFT}(t, \omega)| = \sum_{i=1}^n A_i(t) g^*(\omega - \varphi_i'(t)) \quad (14)$$

步骤4 根据式(14), 提出了一个新的频率提取算子:

$$\omega_n(t, \omega) = \begin{cases} \arg \max |\text{STFT}(t, \omega)|, & |\text{STFT}(t, \omega)| \neq 0 \\ 0, & |\text{STFT}(t, \omega)| = 0 \end{cases} \quad (15)$$

假设两个任意模式在足够的频率距离下很好地分离, 即 $\varphi_{i+1}'(t) - \varphi_i' > 4\Delta$ , 其中 $i \in \{1, 2, \dots, n-1\}$ ,  $\Delta$ 表示两个模式之间的距离, 考虑到窗口函数的傅里叶变换在零点处达到最大值, 即 $g^*(\omega) \leq g^*(0)$ , 可以得到

$$\omega_n(t, \omega) = \begin{cases} \varphi_i'(t), & \omega \in [\varphi_i'(t) - \Delta, \varphi_i'(t) + \Delta] \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (16)$$

通过频率提取算子直接提取时频能量最大处的值, 导出了局部极值同步提取变换时频方法, 如式(17)所示

$$\text{LSET}(t, \omega) = \text{STFT}(t, \omega) \cdot \delta(\omega - \omega_n(t, \omega)) d\omega \quad (17)$$

由于SET方法允许信号的重建<sup>[12]</sup>, 该时频方法直接提取STFT后的时频脊线处的能量, 在SET方法的基础上提出了新的频率提取算子, 该方法同样允许信号的重建, 相较于SET方法, 所提方法具有更高的时频精细化程度。

## 4 实验验证与分析

### 4.1 不同时频分析方法性能比较

基于两个不同波段的雷达采集各种类型无人机的回波数据, 通过时频分析方法得到信号的时频图, 提取旋翼无人机微动特征, 验证所提方法的有效性。对于单旋翼的无人机其叶片闪烁呈周期性分布且只有唯一的叶片闪烁周期。而多旋翼无人机的多个旋翼由于初始相位角随机, 导致出现不同时刻的叶片闪烁, 在时频图中的叶片闪烁较为混乱, 难以从通过STFT获得的时频图中精确估计旋翼微动参数。为了分析所提方法的有效性, 考虑以下量化指标, 包括时频表示的Renyi熵<sup>[12]</sup>和无人机旋翼叶片的估计误差。Renyi熵用于评估时频结果的能量浓度指标, 其熵值越小表示能量越集中, 时频分辨率越高, 反之, 能量越分散。Renyi熵的计算公式如(18)所示,

$$R = \frac{\log_2 \left( \int S_{\text{tr}}^{\alpha} d(t, f) + \varepsilon \right)}{1 - \alpha} \quad (18)$$

其中,  $S_{\text{tr}}^{\alpha}$  表示时频矩阵,  $\alpha$  是Renyi熵的参数, 取值为3,  $\varepsilon$  是一个很小的常数。

图12中列出了不同无人机中不同时频方法的Renyi熵值, 显然传统的时频方法的Renyi熵值在12以上, 所提方法在不同类型的无人机时频方法中熵值为10~12, LSET和SST的Renyi熵值小于STFT, 其中LSET的熵值最小。通过各类型无人机的Renyi熵值比较, 相较于传统的时频分析方法, 可以看到

LSET的Renyi熵值最小, 表明其能量聚集性更高, 具有较高的时频分辨率。通过高分辨时频图可以更加精确地估计无人机旋翼微动参数。

在实时应用中, 时频分析方法的效率是决定方法能否在实际工程中应用的重要因素, 表4给出了不同时频方法的运算时间(计算机配置为: Intel Core(TM) i9-112900KF, DDR4 RAM 48 GB, Windows 11, MATLAB 2020b)。可以看出SET方法的运行时间高于STFT, LSET由于需要遍历所有点寻找极值, 计算复杂度大于SET, 但该方法的时频分辨率比SET更好。

为了验证LSET的噪声鲁棒性, 考虑式(19)信号:

$$s(t) = \sin(2\pi \cdot (44t + 10 \sin(t))) \quad (19)$$

采样频率为100 Hz, 采样时间为10 s。在信号中加入白噪声(信噪比为1~30 dB)。在不同信噪比的情况下, 比较不同时频方法的Renyi熵值, 如图13所示。可以发现, 信噪比的增加使Renyi熵值减小, 在含有噪声的情况下, 所提方法的Renyi熵值比其他时频方法的小, 这意味着其能量集中度高, 具有较高的时频分辨率。

### 4.2 悬停状态无人机微动参数估计

对空中悬停状态的无人机进行微动参数估计, 4个旋翼的初始相位服从 $[-\pi, \pi]$ 的均匀分布, 旋翼无人机4个旋翼初始相位随机性导致每个旋翼出现的闪烁时刻有所不同, 因此可能会出现交叠现象, 由于无人机处于悬停状态, 4个旋翼的叶片转速 $f_{\text{rot}}$ 一致, 因此具有唯一的闪烁频率, 叶片闪烁频率 $f_{\text{flash}}$ 为转速的2倍, 其表示为

$$f_{\text{rot}} = \frac{f_{\text{flash}}}{2} \quad (20)$$

对于旋翼无人机, 当雷达波束垂直照射到旋翼叶片时, 叶片尖端的径向速度最大, 此时多普勒频率达到最大, 则最大多普勒频率 $f_{\text{dmax}}$ 表示为<sup>[1]</sup>

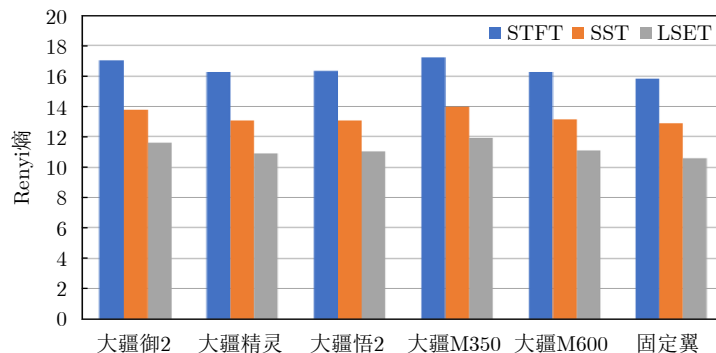


图 12 不同时频方法的Renyi熵值

Fig. 12 Renyi entropy values for different time-frequency methods

$$f_{dmax} = \frac{4\pi f_{rot} L}{\lambda} \cos \beta \quad (21)$$

其中,  $\beta$ 表示雷达的俯仰角, 由式(20)和式(21)可以得到旋翼叶片的长度为

$$L = \frac{f_{dmax} \lambda}{4\pi f_{rot} \cos \beta} \quad (22)$$

以大疆悟2无人机为例, 验证所提方法的参数估计性能。通过分析旋翼无人机的时频图, 可以得到雷达的载频, 估计旋翼无人机的叶长和微多普勒频率, 进而通过旋翼无人机叶长来进行无人机类型的分类。其中悟2的旋翼叶片长度为 $r_1 = 19$  cm, 转速 $n_1 = 1500$  r/min, 通过采用L波段雷达采集旋翼无人机回波数据, 对回波数据进行STFT, 如图14(a)所示, 可以看出, 由于4个旋翼的初始相位角随机, 导致出现不同时刻的叶片闪烁, STFT方法的时频分辨率较低, 难以精确地估计无人机旋翼微动参数。首先对信号进行STFT后, 然后对其进行LSET, 获得能量精细化的时频图, 如图14(b)所示, 可以更加精确地提取旋翼无人机的最大多普勒, 旋翼信号的时频分辨率明显提高。悟2无人机的最大多普勒的理论值为298.5 Hz, 由于实测无人机受到环境和飞行姿态等干扰, 最大多普勒频率估计取能量较大处的值, LSET方法得到的时频图估计的最大多普勒频率为303.3 Hz, STFT时频图估计的最大多普勒频率为368.5 Hz, 如图15所示, 时域信号中, 蓝线表示旋翼无人机信号经过剔除干扰后的信号, 图15(a)中的黑线表示STFT中某频率下的切面图,

表4 时频方法的运算时间

Tab. 4 Time-frequency method execution time

时频方法	运行时间(s)
STFT	0.019
SST	1.053
SET	0.063
LSET	0.503

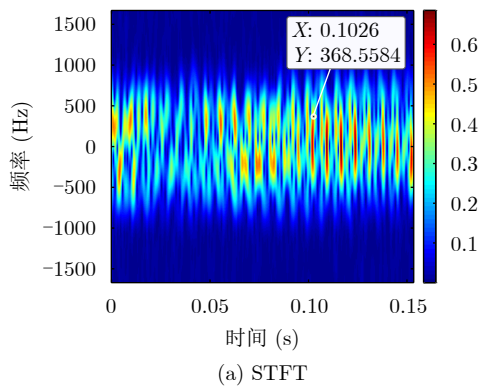


图14 悟2无人机信号STFT和LSET (LSS-FMCWR-1.0: 04-2023.5.8-0.3-100-13-L (18).mat)

Fig. 14 STFT and LSET of Wu 2 UAV signal (LSS-FMCWR-1.0: 04-2023.5.8-0.3-100-13-L (18).mat)

图15(b)中黑线表示LSET中某频率下的切面图, 从图中可以看出, 经过LSET后的旋翼微动信号更加明显, 可以通过尖峰之间的间隔来估计叶片的闪烁频率。通过计算得到旋翼叶片的闪烁频率为46.9 Hz, 通过式(22)可以计算旋翼叶片长度 $L$ 为20.5 cm, 旋翼叶片长度真值为19 cm。

为验证方法的性能, 通过实验验证, 计算结果如表5所示, 转速和叶片长度的相对误差分别为8%和6%, 相比于STFT方法, 误差平均下降27.7%, 实验证明该算法能有效估计无人机的微动参数。

### 4.3 各类型无人机微动特征分析

不同类型无人机的时频图有所差异, 其中单旋翼无人机信号通过STFT得到的时频图比较明显容易估计旋翼叶片的微动参数, 但多旋翼无人机由于叶片闪烁存在交叠现象, 难以估计微动参数。图16为各种不同类型无人机的精细化后的时频图以及采用所提方法后的时域信号, 通过LSET方法将时频能量精细化, 时域信号可以更加明显地观察无人机旋翼微动特征, 精确地估计旋翼无人机的微动参数。从图16中可以明显看出各旋翼无人机的微动特征, 由于固定翼无人机只有单个旋翼, 叶片闪烁呈周期

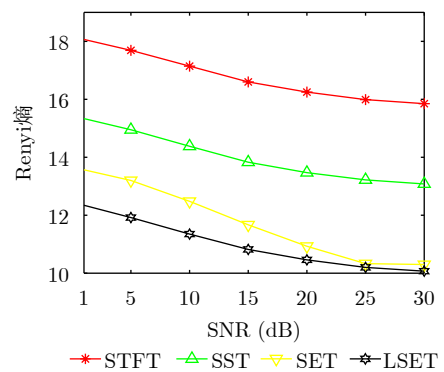
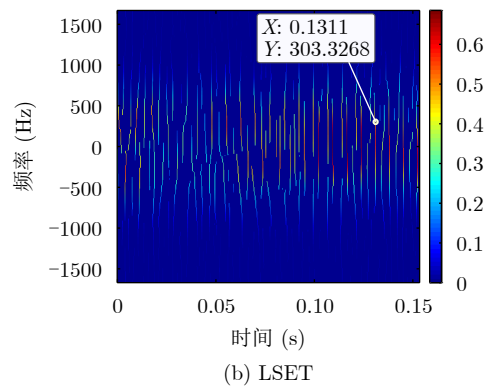


图13 在不同信噪比下, 不同时频方法的Renyi熵值

Fig. 13 Under different SNRs, the Renyi entropies of the different time-frequency analysis methods



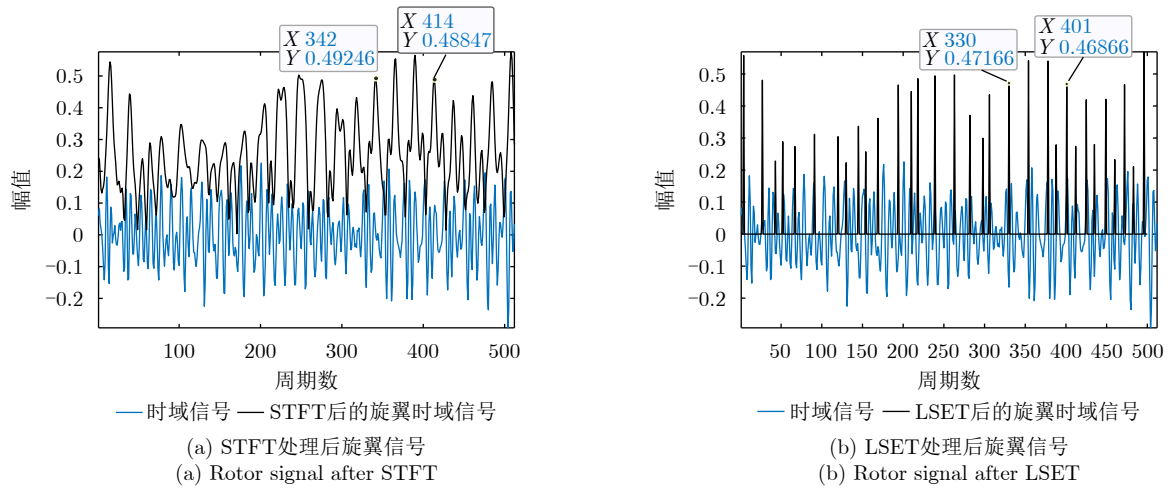


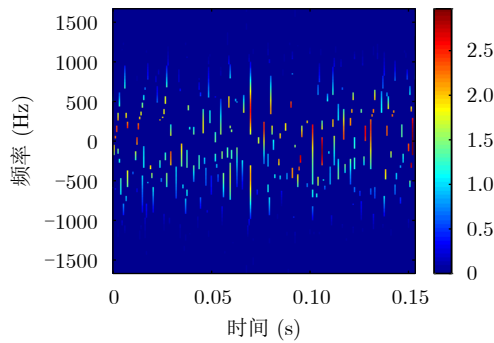
图 15 悟2无人机旋翼时域信号(04)

Fig. 15 Time domain signal of Wu 2 UAV (04)

表 5 悟2无人机叶片转速和长度的估计

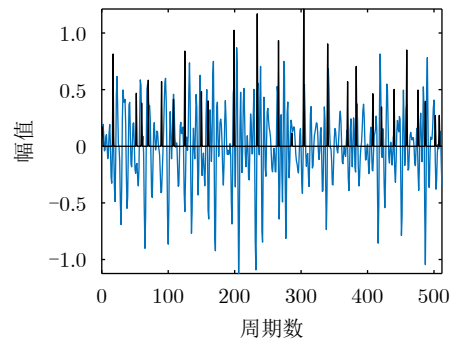
Tab. 5 Estimation of blade speed and length for Wu2 UAV

时频分析方法	转速(r/s)			叶片长度(cm)		
	理论值	估计值	相对误差	理论值	估计值	相对误差
STFT	25	22.83	8%	19	25.6	34.7%
LSET	25	23.4	6%	19	20.5	7.0%

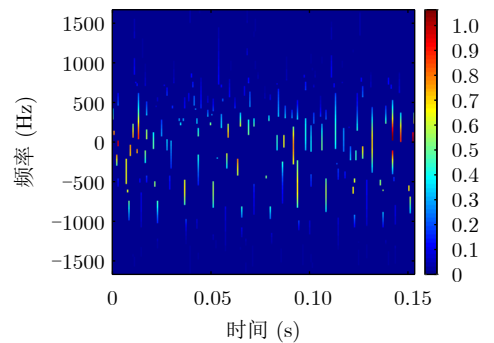


(a1) 大疆M600 LSET时频谱图  
(a1) LSET time-frequency spectrum of DJI M600

(a) 大疆M600 (LSS-FMCWR-1.0:05-2023.5.8-0.3-100-11-L (13).mat)  
(a) DJI M600 (LSS-FMCWR-1.0:05-2023.5.8-0.3-100-11-L (13).mat)

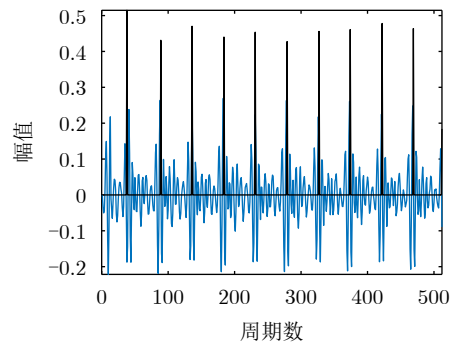


(a2) 大疆M600时域信号  
(a2) Time domain of DJI M600



(b1) 固定翼LSET时频谱图  
(b1) LSET time-frequency spectrum of fixed wing UAV

(b) 固定翼无人机 (LSS-FMCWR-1.0:06-2023.5.8-0.3-100-9-K (1).mat)  
(b) Fixed wing UAV (LSS-FMCWR-1.0:06-2023.5.8-0.3-100-9-K (1).mat)



(b2) 固定翼时域信号  
(b2) Time domain of fixed wing UAV

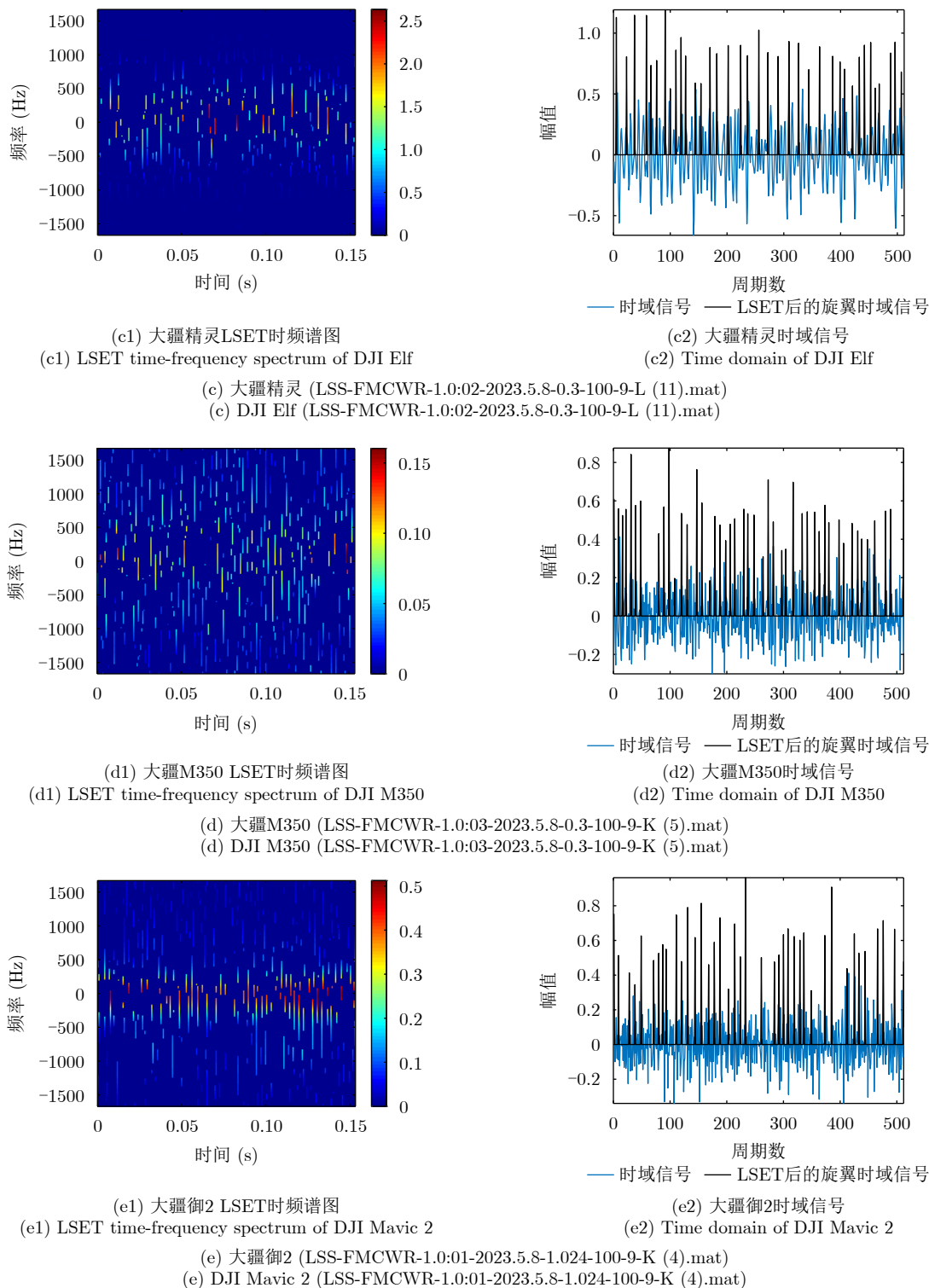


图 16 各类型无人机的LSET时频图及旋翼时域信号

Fig. 16 LSET time-frequency spectrum and rotor signals of various types of unmanned aerial vehicles

性变化,其旋翼转速小于其他无人机,旋翼的微小多普勒更加明显,固定翼无人机的LSET方法画出的时频图中可以精确地估计无人机的最大多普勒和旋翼叶片的闪烁频率,从而估计旋翼的叶长。大疆精灵的转速大于大疆M600,因此大疆精灵的叶片闪烁更加紧密。御2无人机由于旋翼转速过快且无人

机体型微小,其最大多普勒较大,旋翼闪烁间隔比较密集,大疆M350的旋翼转速略低于御2,导致叶片的闪烁间隔没有御2的紧密。

## 5 结语

本文构建了FMCW雷达6种类型(大疆御2、大

疆精灵、大疆M350、大疆悟2、大疆M600、固定翼的无人机回波数据集)，可支撑低慢小目标的检测、分类和识别研究。提出基于LSET的无人机微动特征提取和参数估计方法，提高时频方法的能量集中度和时频分辨率，更加精确地估计无人机旋翼叶片的微动参数。在公开数据集上进行验证，实验结果证明所提方法相比STFT方法，其Renyi熵平均降低了5.3 dB，旋翼叶长估计误差降低了27.7%。本文公布的数据集仍然存在一些不足需要改进，下一步，将采集不同观测视

角和运动无人机以及复杂场景的数据。LSS-FMCWR-1.0：多波段FMCW雷达低慢小探测数据集依托《雷达学报》官方网站发布，数据及使用说明已上传至学报网站(图17)，网址为：<https://radars.ac.cn/web/data/getData?dataType=LLS-LFMCWR>。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**Conflict of Interests** The authors declare that there is no conflict of interests

**低慢小探测数据集 2023年第1期**

### LSS-FMCWR-1.0: 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集

数据主编: 陈小龍 关键 袁旺

LSS-FMCWR-1.0: 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集, 为低慢小探测数据集(数据主编: 陈小龍、关键)的第1期。无人机等“低慢小”目标具有飞行高度低、运动速度慢、体积小尺寸小等特点。具有低可观测性, 给目标探测提出了很高的要求, 亟需支撑算法研究和工程应用的数据集。提升雷达目标检测和识别性能, 低慢小探测数据集计划陆续发布多种体制雷达、多种参数、多种环境、多种类型目标数据。

LSS-FMCWR-1.0: 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集包含6种类型旋翼无人机在某距离单元处采集悬停状态下的无人机回波数据。每个类型的无人机通过Ku波段雷达和L波段雷达采集5-12米距离内目标的回波数据, 数据集共发布114个数据, 原始数据的格式为dat, 通过数据转移将数据集格式改为mat, 数据矩阵的行数表示单个周期内距离维采样点数, 列数表示回波采样点数, 数据集中6种类型的无人机数据包含大疆御2(01)、大疆精灵(02)、大疆M350(03)、大疆悟2(04)、大疆M600(05)、固定翼无人机(06)共6个类别, 6类无人机的典型回波特性如下图所示。图中距离的表示单位为米, 时频谱图中的时间等于信号长度与调制周期的积, 频率表示范围为正负2倍调制周期的倒数。本数据集类型丰富, 具有场景复杂、类别丰富、任务多样的特点, 可支撑目标检测、分类和识别研究。

无人机类型	大疆御2	大疆精灵	大疆M350	大疆悟2	大疆M600	固定翼无人机
一维距离图	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]
距离周期图	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]
时频谱图	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]	[Plot]

数据使用请见论文“LSS-FMCWR-1.0: 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集及高分辨微动特征提取方法”和“LSS-FMCWR-1.0多波段FMCW雷达低慢小探测数据集使用说明.pdf”。

**相关文献:**

- [1] 陈小龍, 袁旺, 杜晓林, 等. 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)及高分辨微动特征提取方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(3): 539-553. doi: 10.12000/JR23142. CHEN Xiaolong, Yuan Wang, Du Xiaolin, et al. Multiband FMCW radar LSS-target detection dataset (LSS-FMCWR-1.0) and high-resolution micro-motion feature extraction method[J]. Journal of Radars, 2024, 13(3): 539-553. doi: 10.12000/JR23142.
- [2] 陈小龍, 陈唯实, 饶云华, 等. 飞鸟与无人机目标雷达探测与识别技术进展与展望[J]. 雷达学报, 2020, 9(5): 803-827. doi: 10.12000/JR20068. CHEN Xiaolong, CHEN Weishi, RAO Yunhua, et al. Progress and prospects of radar target detection and recognition technology for flying birds and unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Radars, 2020, 9(5): 803-827. doi: 10.12000/JR20068.
- [3] Chen, Xiaolong, Hai Zhang, Jie Song, Jian Guan, Jiefang Li, Ziwen He. Micro-Motion Classification of Flying Bird, Rotor Drones via Data Augmentation, Modified Multi-Scale CNN[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1107.
- [4] 陈小龍, 南刊, 关键, 陈唯实. 飞鸟与旋翼无人机雷达微多普勒测量实验研究. 电波科学学报, 2021, 36(5): 704-714.

**下载中心**

- 01 (大疆御2) .rar 下载: 82.51MB(635)
- 02 (大疆精灵) .rar 下载: 66.69MB(412)
- 03 (大疆M350) .rar 下载: 169.27MB(410)
- 04 (大疆悟2) .rar 下载: 14MB(402)
- 05 (大疆M600) .rar 下载: 63.94MB(362)
- 06 (固定翼无人机) .rar 下载: 639.32MB(609)
- ReadDataAndRemove.m 下载: 1.56KB(223)
- Remove\_trend\_CH.p 下载: 216.00B(196)
- Remove\_trend\_all\_CH.p 下载: 206.00B(172)

图 17 LSS-FMCWR-1.0: 多波段FMCW雷达低慢小探测数据集  
Fig. 17 Release webpage of LSS-FMCWR-1.0: Multiband FMCW radar LSS-target echo dataset

## 参考文献

- [1] 陈小龙, 南钊, 张海, 等. 飞鸟与旋翼无人机雷达微多普勒测量实验研究[J]. 电波科学学报, 2021, 36(5): 704–714. doi: [10.12265/j.cjors.2020192](https://doi.org/10.12265/j.cjors.2020192).  
CHEN Xiaolong, NAN Zhao, ZHANG Hai, *et al.* Experimental research on radar micro-Doppler of flying bird and rotor UAV[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2021, 36(5): 704–714. doi: [10.12265/j.cjors.2020192](https://doi.org/10.12265/j.cjors.2020192).
- [2] 陈小龙, 陈唯实, 饶云华, 等. 飞鸟与无人机目标雷达探测与识别技术进展与展望[J]. 雷达学报, 2020, 9(5): 803–827. doi: [10.12000/JR20068](https://doi.org/10.12000/JR20068).  
CHEN Xiaolong, CHEN Weishi, RAO Yunhua, *et al.* Progress and prospects of radar target detection and recognition technology for flying birds and unmanned aerial vehicles[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 803–827. doi: [10.12000/JR20068](https://doi.org/10.12000/JR20068).
- [3] 何炜琨, 孙景波, 王晓亮, 等. 基于RSP-CFD方法的小型旋翼无人机微动特征提取[J]. 信号处理, 2021, 37(3): 399–408. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.03.010](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.03.010).  
HE Weikun, SUN Jingbo, WANG Xiaoliang, *et al.* Micro-motion feature extraction of micro-rotor UAV based on RSP-CFD method[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(3): 399–408. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.03.010](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.03.010).
- [4] 宋晨, 周良将, 吴一戎, 等. 基于时频集中度指标的多旋翼无人机微动特征参数估计方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(8): 2029–2036. doi: [10.11999/JEIT190309](https://doi.org/10.11999/JEIT190309).  
SONG Chen, ZHOU Liangjiang, WU Yirong, *et al.* An estimation method of micro-movement parameters of UAV based on the concentration of time-frequency[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(8): 2029–2036. doi: [10.11999/JEIT190309](https://doi.org/10.11999/JEIT190309).
- [5] SONG Chen, WU Yirong, ZHOU Liangjiang, *et al.* A multicomponent micro-Doppler signal decomposition and parameter estimation method for target recognition[J]. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(2): 29304. doi: [10.1007/s11432-0180-9491-y](https://doi.org/10.1007/s11432-0180-9491-y).
- [6] 马娇, 董勇伟, 李原, 等. 多旋翼无人机微多普勒特性分析与特征提取[J]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(2): 235–243. doi: [10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.011](https://doi.org/10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.011).  
MA Jiao, DONG Yongwei, LI Yuan, *et al.* Multi-rotor UAV's micro-Doppler characteristic analysis and feature extraction[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2019, 36(2): 235–243. doi: [10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.011](https://doi.org/10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.011).
- [7] HE Weikun, SUN Jingbo, ZHANG Xinyun, *et al.* Micro-Doppler feature extraction of micro-rotor UAV under the background of low SNR[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, 33(6): 1127–1139. doi: [10.23919/JSEE.2022.000138](https://doi.org/10.23919/JSEE.2022.000138).
- [8] YANG Degui, LI Jin, LIANG Buge, *et al.* A multi-rotor drone micro-motion parameter estimation method based on CVMD and SVD[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3326. doi: [10.3390/rs14143326](https://doi.org/10.3390/rs14143326).
- [9] KANG K B, CHOI J H, CHO B L, *et al.* Analysis of micro-Doppler signatures of small UAVs based on Doppler spectrum[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(5): 3252–3267. doi: [10.1109/TAES.2021.3074208](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3074208).
- [10] AUGER F and FLANDRIN P. Improving the readability of time-frequency and time-scale representations by the reassignment method[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(5): 1068–1089. doi: [10.1109/78.382394](https://doi.org/10.1109/78.382394).
- [11] LI Zhen, GAO Jinghui, LI Hui, *et al.* Synchroextracting transform: The theory analysis and comparisons with the synchrosqueezing transform[J]. *Signal Processing*, 2020, 166: 107243. doi: [10.1016/j.sigpro.2019.107243](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2019.107243).
- [12] YU Gang, YU Mingjin, and XU Chuanyan. Synchroextracting transform[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10): 8042–8054. doi: [10.1109/TIE.2017.2696503](https://doi.org/10.1109/TIE.2017.2696503).
- [13] 章鹏飞, 李刚, 霍超颖, 等. 基于双雷达微动特征融合的无人机分类识别[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 557–564. doi: [10.12000/JR18061](https://doi.org/10.12000/JR18061).  
ZHANG Pengfei, LI Gang, HUO Chaoying, *et al.* Classification of drones based on micro-Doppler radar signatures using dual radar sensors[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(5): 557–564. doi: [10.12000/JR18061](https://doi.org/10.12000/JR18061).
- [14] PARK J, JUNG D H, BAE K B, *et al.* Range-Doppler map improvement in FMCW radar for small moving drone detection using the stationary point concentration technique[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2020, 68(5): 1858–1871. doi: [10.1109/TMTT.2019.2961911](https://doi.org/10.1109/TMTT.2019.2961911).
- [15] 杜兰, 陈晓阳, 石钰, 等. MMRGait-1.0: 多视角多穿着条件下的雷达时频谱图步态识别数据集[J]. 雷达学报, 2023, 12(4): 892–905. doi: [10.12000/JR22227](https://doi.org/10.12000/JR22227).  
DU Lan, CHEN Xiaoyang, SHI Yu, *et al.* MMRGait-1.0: A radar time-frequency spectrogram dataset for gait recognition under multi-view and multi-wearing conditions[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 892–905. doi: [10.12000/JR22227](https://doi.org/10.12000/JR22227).
- [16] 金添, 宋永坤, 戴永鹏, 等. UWB-HA4D-1.0: 超宽带雷达人体动作四维成像数据集[J]. 雷达学报, 2022, 11(1): 27–39. doi: [10.12000/JR22008](https://doi.org/10.12000/JR22008).  
JIN Tian, SONG Yongkun, DAI Yongpeng, *et al.* UWB-HA4D-1.0: An ultra-wideband radar human activity 4D imaging dataset[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(1): 27–39.

doi: [10.12000/JR22008](https://doi.org/10.12000/JR22008).

- [17] LEONARDI M, LIGRESTI G, PIRACCI E, *et al.* Drones classification by the use of a multifunctional radar and micro-Doppler analysis[J]. *Drones*, 2022, 6(5): 124. doi: [10.3390/drones6050124](https://doi.org/10.3390/drones6050124).

[3390/drones6050124](https://doi.org/10.3390/drones6050124).

- [18] RAVAL D, HUNTER E, HUDSON S, *et al.* Convolutional neural networks for classification of drones using radars[J]. *Drones*, 2021, 5(4): 149. doi: [10.3390/drones5040149](https://doi.org/10.3390/drones5040149).

### 作者简介

陈小龙, 博士, 教授, 主要研究方向为雷达低慢小目标检测、海杂波抑制、雷达智能信号处理等。

袁 旺, 硕士生, 主要研究方向为高分辨雷达无人机等低慢小目标多特征融合识别。

杜晓林, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、波形设计、协方差矩阵估计等。

于 刚, 博士, 副教授, 主要研究方向为非线性信号处理、时频分析算法等。

何肖阳, 硕士生, 主要研究方向为海杂波背景下的目标检测。

关 键, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达目标检测与跟踪、侦查图像处理和信息融合。

汪兴海, 硕士, 副教授, 主要研究方向为雷达系统设计、数字信号处理等。

(责任编辑: 高山流水)