http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0585

雷达低信噪比旋翼无人机与飞鸟分类方法

王晓亮*，王聪生，施宇翔，何炜琨
(中国民航大学 天津市智能信号与图像处理重点实验室，天津 300300)

摘 要：针对低空监视雷达如何在低信噪比条件下有效区分旋翼无人机与飞鸟的问题，提出一种有效的目标分类方法。通过对雷达回波信号进行小波包分解 (WPD) 和时频谱分割 (TFS)，分别提取由小波包分解和时频谱图得到的子带统计特征，利用子带统计特征构建特征向量，并用支持向量机 (SVM) 进行分类，通过分析不同统计特征分类性能的差别，优选出小波包分解子带能量比和时频谱图子带均值作为分类特征构建最终支持向量机分类器所用的特征向量。实验结果表明，所提方法在低信噪比条件下分类旋翼无人机与飞鸟的准确率较其他常见方法有显著提升。

关 键 词：旋翼无人机；飞鸟目标；小波包分解；时频分析；子带统计特征
中图分类号：TN958; V19
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)11-3801-13

自民航业发展以来，鸟击事件一直是威胁航班安全的因素之一[1]。同时，以旋翼无人机为代表的消费级无人机产业兴起，其被应用到诸多行业及领域，但也带来了一系列的安全风险。为保障民航机场等重要基础设施的安全，近年来已研制出大量低空监视设备。常见的低空监视技术手段包括雷达探测、无线电监测、光电探测、音频探测等[2]，而目前雷达仍然是实现大范围区域无人机目标搜索与探测的主要技术手段。由于无人机与飞鸟的防范和处置措施有所不同，低空监视雷达对这2类目标的有效分类具有重要应用价值。

无人机和飞鸟均属于典型的“低慢小”目标，对于雷达中无人机与飞鸟的分类，提取微多普勒特征是最常用的方法之一。文献 [3] 对无人机和飞鸟的多普勒频谱进行正则化处理，提取其中的频谱宽度及谱线数目用于区分无人机和鸟类目标，但低信噪比下调制频谱难以检测；文献 [4] 利用微波暗室采集的回波信号，研究了利用不同方位角的目标微多普勒特征分类飞鸟和不同种类无人机的方法；文献 [5] 通过关联无人机和车辆、行人等非无人机目标雷达回波的波形熵、时频熵、微多普勒带宽等多个微多普勒特征，使用支持向量机 (support vector machine, SVM) 对特征向量训练和测试进行分类实验；相关研究人员还在K波段和W波段相干雷达系统下得到无人机和鹰类的微多普勒特征[6]，但由于鸟类翅膀的复杂运动，导致呈现的微多普勒特征不明显；文献 [7] 采用二维主成分分析 (two-dimension principal component analysis, 2D-PCA) 降低数据维数，提取无人机微多普勒特征，降低了计算的复杂度，对无人机的识别率有一定的提升；文献 [8] 对无人机雷达回波去除杂波后，采用奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 提取时频特征，利用支持向量机来分类检测无人机；文献 [9] 采用基于协方差的S变换，可以获得比短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, STFT) 更好的时频分辨率，提高了通过时频谱识别目标的性能；文献 [10] 将微多普勒信号分解为一系列本征信号，通过 k 阶贝塞尔函数分解获得旋翼数量、叶片长度及转速，用以区

收稿日期：2024-08-02；**录用日期**：2024-10-07；**网络出版时间**：2024-10-30 10:24
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241029.1658.004
基金项目：中央高校基本科研业务费专项资金 (3122022085)
* **通信作者**. E-mail：wxl_ee@126.com

引用格式：*王晓亮，王聪生，施宇翔，等. 雷达低信噪比旋翼无人机与飞鸟分类方法 [J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（11）：3801-3813.*
Wang X L，Wang C S，Shi Y X，et al. Classification method of rotor drones and flying birds under low signal-to-noise ratio for radar [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（11）：3801-3813 （in Chinese）.

分旋翼无人机与其他飞机或鸟类；Farshchian等[11]通过逆短时傅里叶变换和形态成分分析将飞鸟的微多普勒特征与鸟身的特征进行分离，既提升了雷达对飞鸟的检测性能，也能更好地区分飞鸟与无人机目标；文献[12]设计了一种残差金字塔池化网的神经网络，将鸟类和无人机的时频谱图输入其中进行分类；文献[13]提出多种卷积神经网络分类器，对应多个分类方案，包括单架无人机、单只鸟、多架无人机与多只鸟的微多普勒图像的组合，有助于区分不同数量的无人机和飞鸟；文献[14]提出了一种频谱定位和基于霍夫变换的优化算法，根据采集无人机和飞鸟的非平稳、线性、非线性、旋转、平移等运动多分量微多普勒特征生成准确的时频图像用于区分二者；Torvik等[15]详细研究了不同波段下野鸭的散射机制，分析其翅膀和身体对其后向散射功率的影响，最终得出在K波段飞鸟的微多普勒特征可用于与无人机区分的结论。

除提取微多普勒特征外，也有研究人员利用其他特征识别无人机目标。文献[16]利用无人机与其他目标运动方式的差异，基于建立的多种运动模型，对无人机目标及干扰目标进行跟踪，通过判断目标的运动方式进行模式转换频率的特征提取，根据模式转换频率识别出无人机目标；文献[17]通过分析无人机和飞鸟雷达数据中的速度均值、速度标准差、水平方向标准差、加速度和振荡因子等运动特征，并采用随机森林模型进行目标分类；文献[18]提取无人机群通信信号的高阶累积量和瞬时特征统计量，融合雷达航迹特征构建无人机群特征矩阵，并提出了邻域成分分析二次筛选算法来降低融合特征矩阵的维数，该方法主要用于无人机群的类型识别。

还有学者结合微多普勒特征与其他特征识别无人机目标。文献[19]通过结合极化特征和微多普勒特征解决携带有效载荷无人机的分类问题；文献[20]提出基于高分辨率雷达传感器的小型无人机识别的多特征融合方法，通过提取高分辨距离像中的结构特征和时频谱中的微多普勒特征，在多个不同视角下识别四旋翼无人机和双旋翼直升机。

由上述分析可以看出，微多普勒特征是雷达区分无人机与鸟等目标的重要且有效的特征。实际应用中，由于无人机与飞鸟雷达散射截面都很小，当无人机和飞鸟与雷达有一定距离时，常会面临信噪比较低的情况，上述方法对低信噪比条件下目标的分类问题讨论比较有限，因此，有必要进一步研究低信噪比条件下有效区分无人机与飞鸟目标的方法。

针对低空监视雷达低信噪比条件下旋翼无人机和飞鸟的分类问题，本文提出一种融合雷达回波信号小波包分解(wavelet packet decomposition, WPD)特征和时频谱图特征的目标分类方法。旋翼无人机和飞鸟在运动时各自微动部分运动的差异，致使它们产生的微多普勒特征不同，这也正是可以通过分析其不同频率子带统计特征以区分无人机和飞鸟的原因。首先，对目标雷达回波信号进行静态杂波和主体分量的去除，进行小波包分解，利用分解后的各分量得到子带统计特征；然后，利用短时傅里叶变换得到雷达回波信号时频谱图，通过时频谱分割(time-frequency segmentation, TFS)后各子带数据得到子带统计特征。在低信噪比条件下，2类目标的这些特征依然能体现出差异性。使用支持向量机(support vector machine, SVM)作为分类器，通过分析不同统计特征分类性能的差别，优选出小波包分解子带能量比和时频谱图子带均值作为分类特征构建特征向量。通过本文方法与其他常见方法在不同信噪比条件下的分类准确率的比较可以看出，在信噪比较低的条件下，本文方法分类准确率与其他常见方法相比有显著提升。

1 基于小波包分解与时频谱分割的目标分类方法

1.1 雷达回波信号预处理

由于低空监视雷达探测的无人机与飞鸟目标飞行高度通常较低，因此，雷达回波信号中往往会包含较强的地杂波。首先，要对雷达回波信号中的地杂波进行有效抑制。本文区分无人机和飞鸟目标主要通过二者微多普勒特征的差别，而无人机机身和飞鸟鸟身的平动通常也会产生较强的多普勒谱，对微多普勒特征的提取产生干扰，因此，也要对无人机机身和飞鸟鸟身平动的多普勒谱进行抑制。

对于低空目标经过脉冲压缩后的雷达回波信号$s(t)$，需将地杂波分量去除得到$s'(t)$，考虑到实际情况，将回波信号中多普勒频率f小于某一范围的频谱置0，达到抑制地杂波的目的：

$$F(f)=0 \qquad |f|<f_0 \tag{1}$$

式中：$F(f)$为雷达回波信号$s(t)$傅里叶变换后的频谱密度；f_0为频谱置0频率阈值。

通常，旋翼无人机机身对应的回波信号的能量显著大于旋转叶片对应的能量，飞鸟鸟身对应的回波信号的能量也显著大于飞鸟振翅对应的能量，因此，可以通过对地杂波抑制后的回波信号寻找多普

勒谱谱峰得到无人机机身和飞鸟鸟身对应的多普勒谱, 即

$$\hat{f} = \arg\max_{f}\{|F'(f)|\} \tag{2}$$

式中: $F'(f)$为地杂波抑制后雷达回波信号$s'(t)$傅里叶变换后得到的频谱密度; $\arg\max(\cdot)$表示取频谱密度模值最大值对应的频率f。根据目标主体频率估计值即可将目标主体多普勒频率补偿至零频, 再通过与去除地杂波类似的方式去除机身和鸟身信号分量, 将机身与鸟身频率两侧附近一定频率范围的频谱置 0, 达到抑制机身和鸟身信号的目的。

1.2　基于小波包分解的特征提取

小波包分解是在小波变换的基础上, 对低频近似分量进行分解的同时, 对高频细节分量进行分解, 即对信号不断进行滤波, 每次滤波得到的 2 个分量所占频带宽度相等。每次分解后, 下一步对近似和细节分量再重复上述的分解过程。

旋翼无人机雷达回波信号受旋转叶片调制, 通常其频谱会在机身周围出现频带展宽, 其频带展宽范围与叶片长度、转速及观测角度等有关, 而飞鸟翅膀的拍打也会造成在鸟身周围出现频带展宽。基于此特性, 利用小波包分解将雷达回波信号分解为处于不同频带范围的信号分量, 进而得到基于各子带分量的子带统计特征。

设小波包分解后得到 r 个子带, 其中, 每个子带包含 k 个系数, 可以由此构建$r\times k$的矩阵$\boldsymbol{D}$, 第 i 个子带的小波包系数为$\boldsymbol{D}_i$; 通过除以所有小波包系数的最大值进行归一化处理得到各子带的归一化小波系数构成的矩阵$\boldsymbol{C}$, 第 i 个子带的归一化小波包系数为$\boldsymbol{C}_i$, 再提取如下子带统计特征。

特征 1　能量比:

$$Z_i = E_i/E = E_i \Big/ \sum_{i=1}^{r} E_i \tag{3}$$

式中: $E_i = \|\boldsymbol{C}_i\|^2$表示小波包分解后第 i 个子带的小波能量, $\|\cdot\|$为求二范数。该特征描述了各子带相对能量比, 其构成能量比特征向量$\boldsymbol{Z} = [Z_1, Z_2, \cdots, Z_r]$。因为无人机旋转叶片的最大线速度通常明显大于飞鸟振翅的最大线速度, 所以当小波包分解级数适当时, 旋转叶片微多普勒频率跨越了多个小波包分解子带, 这些子带的能量比会明显大于没有受到旋转叶片调制的频率范围对应的子带, 而飞鸟目标一般仅有一个子带能量比较大。

特征 2　尺度熵:

$$W_i = -\sum_{k} p_i(k)\log_2 p_i(k) \tag{4}$$

式中: $p_i(k)$表示小波包分解后第 i 个子带归一化小波系数的出现概率。其构成尺度熵特征向量$\boldsymbol{W} = [W_1, W_2, \cdots, W_r]$, 表示子带小波分布的均匀程度。噪声在各个子带都有相近的分布, 而无人机和飞鸟信号受其旋转叶片和振翅的影响, 致使二者的尺度熵在各子带的分布有一定的规律性, 低频值较大, 高频值较小。无人机回波信号小波包分解后会有多个子带包含旋翼分量, 因此, 存在多个子带的尺度熵值会高于其他子带, 区别于飞鸟振翅的少数子带尺度熵值高于其他子带。

特征 3　奇异值比:

$$Q_i = \lambda_i/\lambda = \lambda_i \Big/ \sum_{i=1}^{r} \lambda_i \tag{5}$$

对矩阵$\boldsymbol{C}$进行奇异值分解即可得到式(5)的λ_i, 表示第 i 个子带对应的奇异值, 各子带奇异值比构成特征向量$\boldsymbol{Q} = [Q_1, Q_2, \cdots, Q_r]$。由于奇异值分解后得到的奇异值从大到小排列, 无人机旋翼调制频谱占据多个低频子带, 则有多个奇异值较大, 而飞鸟振翅一般仅存在一个较大奇异值。根据各子带的奇异值比不同, 可进行无人机和飞鸟的分类。

1.3　基于时频谱分割的特征提取

采用短时傅里叶变换对雷达回波信号进行时频分析, 记回波信号对应的短时傅里叶变换时频谱为$S(t,f)$。

旋翼无人机与飞鸟的时频谱具有不同的特征, 由于无人机旋翼频谱的对称性, 其时频谱的正频率已能体现与飞鸟振翅的差异, 故可将时频谱正频率部分沿频率轴等分为不同频段的 R 个子带, 设每个子带有$M\times N$个单元, 第 i 个子带的时频谱表示为$S_i(t_m, f_n)$, 提取各个子带的统计特征, 具体如下。

特征 4　子带均值:

$$T_i = \frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}|S_i(t_m, f_n)| \tag{6}$$

各子带均值构成特征向量$\boldsymbol{T} = [T_1, T_2, \cdots, T_R]$, 旋翼无人机回波受叶片转动调制而在时频图中出现的闪烁有多个子带均值会受影响, 而飞鸟在一般情况下其翅膀拍打的频率较小, 导致飞鸟的最大微多普勒频率与旋翼无人机存在差异[21], 且占据少数子带的频率范围, 意味着仅少数子带的均值会受影响。

特征 5　子带标准差:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[S_i(t_m, f_n) - T_i\right]^2} \tag{7}$$

各子带标准差构成特征向量$\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_R]$, 时频谱分解后, 无人机与飞鸟的微动分量集中在低

频子带，其标准差会相较处于高频子带的噪声的标准差有所差别。因为无人机比飞鸟有更高的最大微多普勒频率，其会比飞鸟有更多子带的子带标准差与高频子带显著不同。

特征6 子带熵：

$$G_i = -\sum_{l} p_i(l)\log_2 p_i(l) \tag{8}$$

式中：$p_i(l)$表示第i个时频子带频谱密度值的出现概率。其构成子带熵特征向量$\boldsymbol{G}=[G_1,G_2,\cdots,G_R]$，此特征与尺度熵类似，包含无人机与飞鸟多普勒谱的子带因为包含更多的信息，会比纯噪声的子带具有更高的子带熵值，无人机含有较高子带熵的子带个数会比飞鸟更多。

1.4 基于支持向量机的目标分类

本文将利用小波包分解得到的各子带统计特征量和利用时频谱分割得到的各子带统计特征量放在一起构建特征向量，即可使用常见的基于特征向量的分类方法对目标进行分类。

本文分类中使用了支持向量机，将从旋翼无人机和飞鸟雷达回波提取的上述特征划分为训练集和测试集，训练样本空间中存在多个能够区分二者的超平面，“支持向量”为满足分类要求且距离超平面最近的若干样本点，本文需要找到可将二者区分的最优分类超平面，当2类支持向量到超平面的距离最大时，此时超平面就是最优分类超平面，具体可参见文献[22]。

2 分类特征分析与优选方法

针对低信噪比下无人机和飞鸟目标的分类，对1.2节和1.3节提到的特征量进行进一步优选。优选的方法是通过比较单独使用某个特征量和联合使用多个特征量分类准确率的差别，优选分类性能更好的特征量。

2.1 无人机与飞鸟雷达回波信号的获取

为进一步分析前述各子带统计特征在无人机与飞鸟目标分类中的有效性，本文使用仿真数据对无人机与飞鸟目标不同信噪比的上述子带统计特征的特点进行了详细分析，并利用仿真数据对不同子带统计特征的选择对最终分类结果的影响进行比较，以优化分类方法的设计。

在这些分析中，使用仿真数据更容易获得无人机与飞鸟目标的独特特征。

分类器的训练中，本文使用了不同观测俯仰角与方位角的旋翼无人机与飞鸟的仿真数据。

本文使用文献[23]的方法生成仿真的旋翼无人机雷达回波信号，通过旋翼无人机单个叶片上各散射点回波信号的积分建立单个旋转叶片雷达回波信号模型，而将无人机机身建模为具有一定速度、一定散射强度的点目标，再将多个旋转叶片和机身的回波信号累加得到无人机的雷达回波信号；使用文献[24]的方法生成仿真的飞鸟雷达回波信号，将飞鸟的扑翼运动看作翅膀各关节带动其前臂和上臂的运动，鸟身依然视为具有一定速度、一定散射强度的点目标，再将鸟身与鸟翼的回波信号叠加得到飞鸟的雷达回波信号。

仿真中生成了各种不同观测俯仰角与方位角的旋翼无人机与飞鸟的仿真雷达回波信号，旋翼无人机包含不同转速，飞鸟包含不同振翅频率。图1给出了某种情况下旋翼无人机和飞鸟雷达回波信号的时域波形及相应的时频谱。

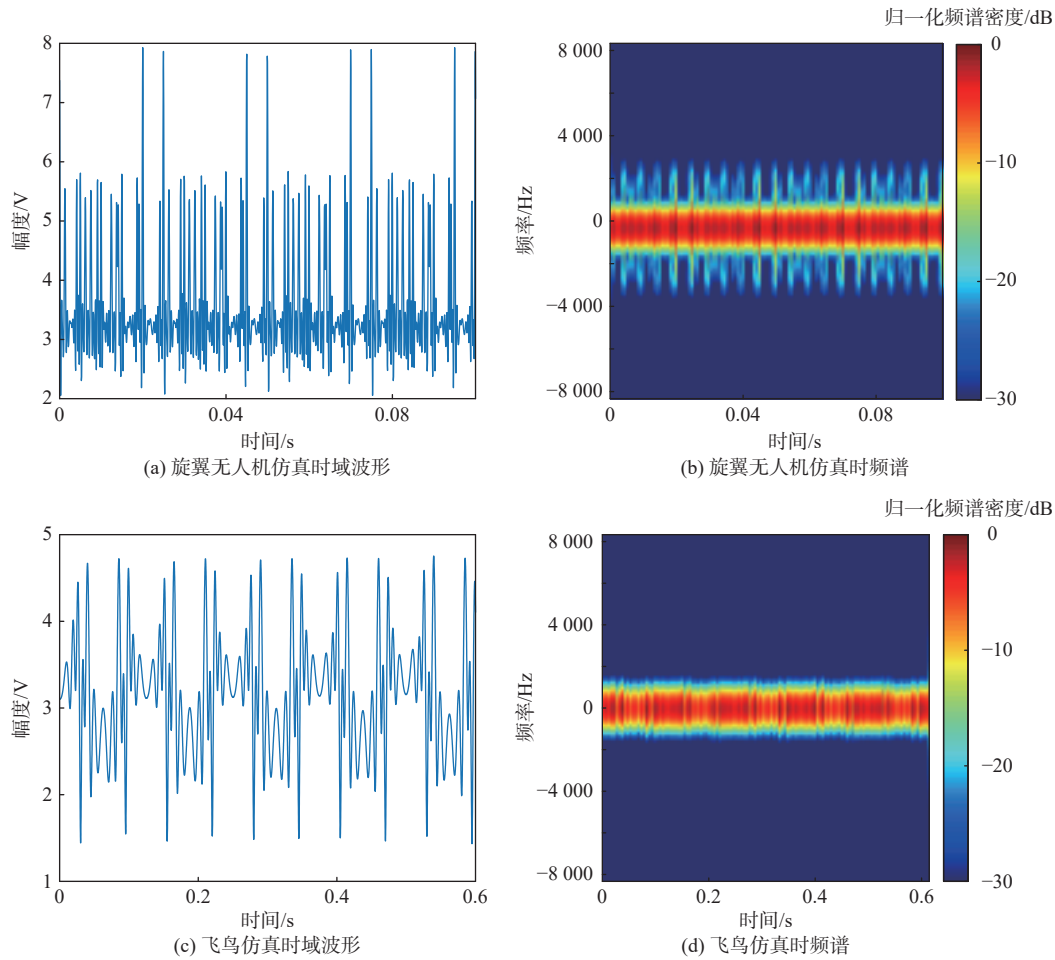
由于旋翼无人机的旋翼转速快，可以明显地观察到无人机的微多普勒特征；而飞鸟扑翼的拍打频率缓慢，微多普勒特征集中在较低的频率。改变设置的脉冲重复周期（或调制周期）可以使飞鸟的微多普勒特征更加清晰，如图2所示。从图2与文献[11,13,25]给出的实测飞鸟数据时频谱图的比较可以看出，本文所使用的仿真飞鸟数据与实测飞鸟数据都呈现出接近正弦波动的微多普勒特征，仿真数据与实测数据具有一致的微多普勒特征。

2.2 分类特征分析

对旋翼无人机和飞鸟的仿真雷达回波信号进行地杂波抑制和机身/鸟身抑制等预处理后，分别对其基于小波包分解的子带统计特征和基于时频谱分割的子带统计特征进行分析。图3为典型四旋翼无人机雷达回波信号经上述预处理后的频谱示意图，明显观察到，地杂波及机身信号得到很好的抑制，最终仅存无人机旋翼部分的信号。

对于基于小波包分解的子带统计特征，对预处理后的复数雷达回波信号的实部进行小波包分解，考虑到有效性和复杂性的折中，本文使用3层小波包分解，小波基使用Symlets小波基。定义第3层的第1个子带为(3,0)，其余子带依次类推，共计8个子带。经过每层分解，高频部分的频谱会发生翻转，导致频率顺序与节点顺序不同[26]，各子带的频率范围由低到高分别为：(3,0)，(3,1)，(3,3)，(3,2)，(3,6)，(3,7)，(3,5)，(3,4)，对各子带按频率范围由低到高重新排列。通过观察各子带统计特征量之间的差异，可判断该子带统计特征分类无人机和飞鸟目标的有效性。

无人机旋翼信号经小波包分解后，各子带的归一化幅度及时频谱正频率部分如图4(a)和图4(b)所示，飞鸟振翅信号的相应结果如图4(c)和图4(d)



(a) 旋翼无人机仿真时域波形　(b) 旋翼无人机仿真时频谱

(c) 飞鸟仿真时域波形　(d) 飞鸟仿真时频谱

图 1　旋翼无人机与飞鸟雷达回波信号仿真结果

Fig. 1　Radar echo signals simulation results of rotor drone and flying bird

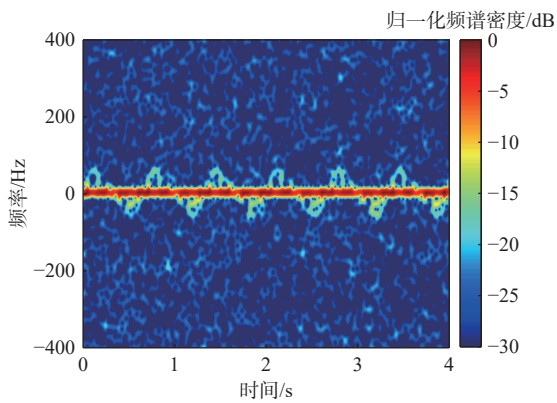


图 2　改变雷达参数的飞鸟雷达回波信号仿真数据时频谱

Fig. 2　Time-frequency spectrum of simulated radar echo data for a flying bird with changed radar parameters

所示。通过图 4 可知，小波包分解的低频子带与时频分析的低频带有明显的对应，低频子带的归一化幅度值高于高频子带，且旋翼信号幅度较大的低频子带数多于振翅信号，无人机旋翼比飞鸟振翅有更宽频率的时频谱，因此，可以根据子带的统计特征来区分二者。

为了便于分析无人机旋翼及飞鸟振翅的本质特征，后续将进行无噪情况下无人机旋翼、飞鸟振翅和纯高斯白噪声的基于小波包分解和时频谱分割的不同子带的统计特征值比较，以下分析是其中一种观测俯仰角与方位角的结果。

图 5 给出基于小波包分解的不同子带的统计特征值的比较。由图 5 可知，对于能量比特征，纯噪声不同子带的统计特征值差别不大，而无人机旋翼和飞鸟振翅低频子带的统计特征值明显高于高频子带，旋翼比振翅有更多的低频子带具有较大的统计特征值。尺度熵和奇异值比特征也具有与能量比特征相似的特点。可以看出，可以根据不同子带的小波包分解子带统计特征值的分布情况区分无人机与飞鸟。

图 6 和图 7 为不同信噪比条件下无人机旋翼和飞鸟振翅子带统计特征值在不同子带的分布变化，此处信噪比指旋翼部分或振翅部分的信号功率与噪声功率的比值。可以看到，无论是无人机旋翼还是飞鸟振翅，随着信噪比降低，不同子带的统计特征值逐渐趋于相近，差别越来越小。对比无人机旋翼和飞鸟振翅来看，在信噪比没有很低的条件下，不同信噪比下无人机旋翼多个低频子带特征值高

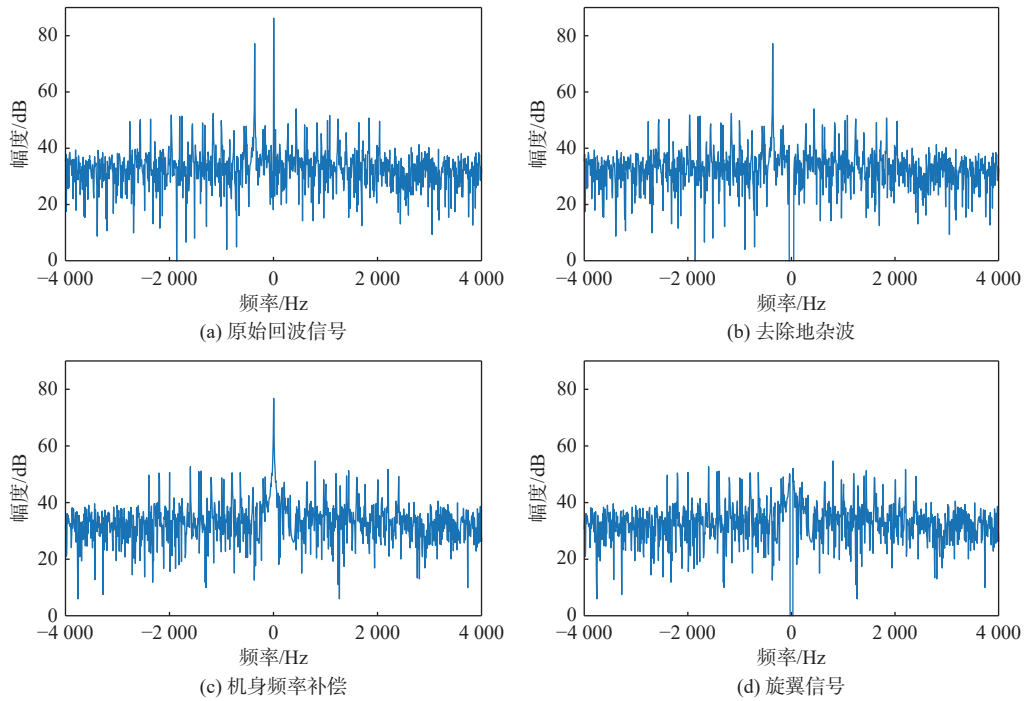


图3 四旋翼无人机雷达回波信号频谱图

Fig. 3 Spectrum of quadrotor UAV radar echo signal

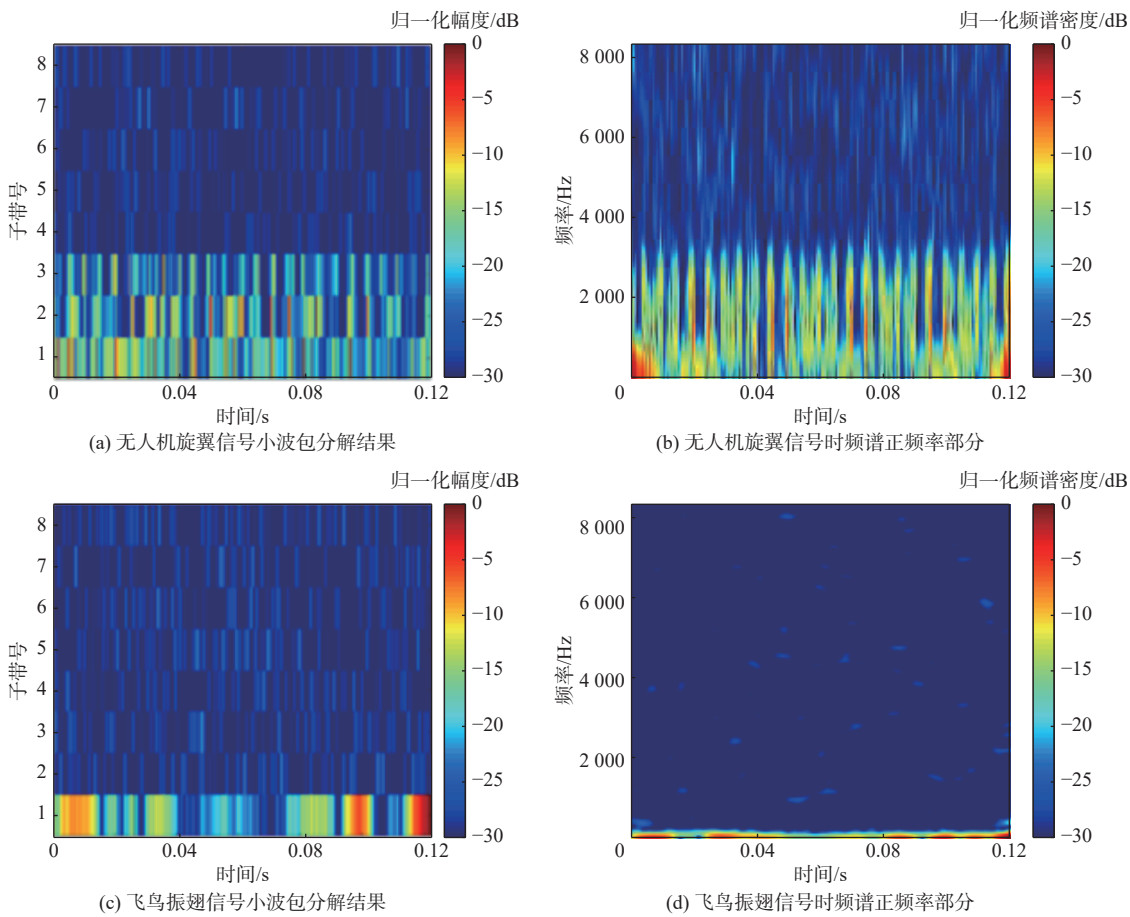


图4 无人机旋翼、飞鸟振翅信号小波包分解结果与时频谱正频率部分

Fig. 4 Wavelet packet decomposition results and the positive-frequency components of the time-frequency spectrum for drone rotors and flying bird wings

于高频子带和飞鸟振翅单个低频子带特征值高于高频子带的特点没有改变。还可以看出，不同子带统计特征对于无人机旋翼和飞鸟振翅的区分度也有所差别。

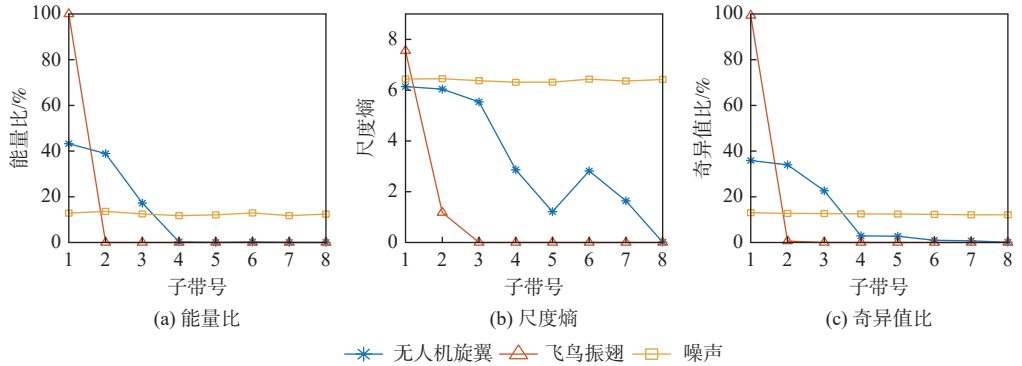


图 5　无人机旋翼、飞鸟振翅和噪声信号小波包分解子带统计特征值

Fig. 5　Values of statistical features of subbands for wavelet packet decomposition of drone rotors, flying bird wings and noise

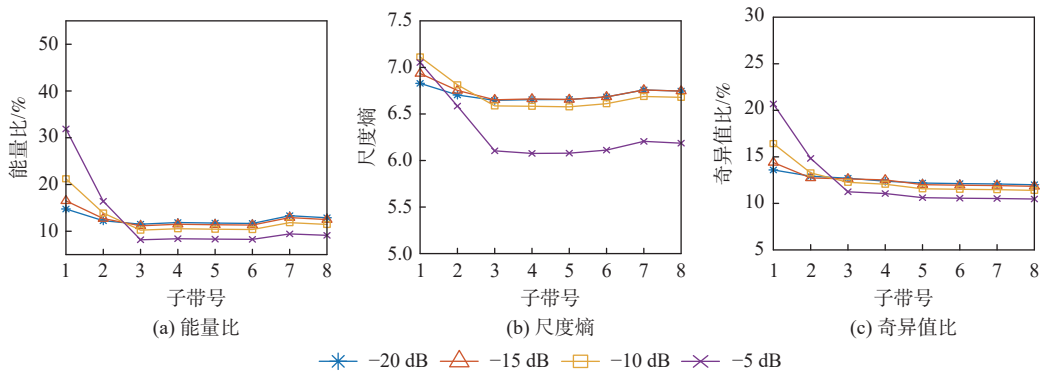


图 6　不同无人机旋翼信噪比时小波包分解子带统计特征值

Fig. 6　Values of statistical features of subbands of wavelet packet decomposition for different SNR of drone rotors

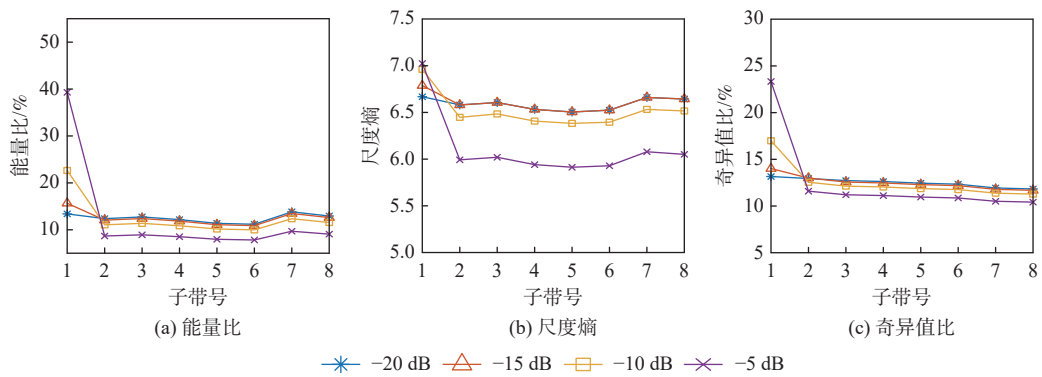


图 7　不同飞鸟振翅信噪比时小波包分解子带统计特征值

Fig. 7　Values of statistical features of subbands of wavelet packet decomposition for different SNR of flying bird wings

对于基于时频谱分割的子带统计特征, 与小波包分解类似, 对时频谱的正频率部分按照频率均匀划分成 8 个子带。由于旋转叶片和飞鸟振翅的影响, 低频子带的时频谱区别于高频子带, 从中提取的特征量也会有所不同, 因此, 可根据子带统计特征量之间的差异区分无人机和飞鸟目标。

图 8 给出了无噪情况下无人机旋翼、飞鸟振翅和纯高斯白噪声的基于时频谱分割的不同子带的统计特征值比较, 同样是没有加入机身/鸟身和地杂波的结果。根据图 8 可以得到与基于小波包分解的子带统计特征相似的结论, 仅含无人机旋翼和飞鸟振翅的雷达回波信号经时频分割后, 低频子带的子带统计特征值与高频子带显著不同, 无人机旋翼与飞鸟相比具有差异性的低频子带更多, 而纯噪声不同子带的子带统计特征值分布相对均匀。

不同信噪比下基于时频谱分割的子带统计特征值在不同子带分布的变化如图 9 和图 10 所示。可以看到, 与小波包分解的子带统计特征类似, 无人机旋翼和飞鸟振翅不同子带统计特征值的分布存在差异, 信噪比降低时差异的显著性也有所下降。

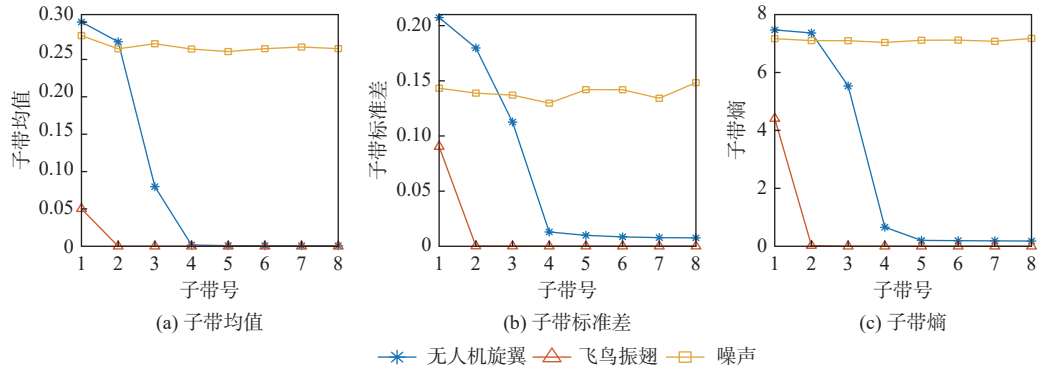


图 8 无人机旋翼、飞鸟振翅和噪声信号时频谱分割子带统计特征值

Fig. 8 Values of statistical features of subbands for time-frequency segmentation of drone rotors, flying bird wings and noise

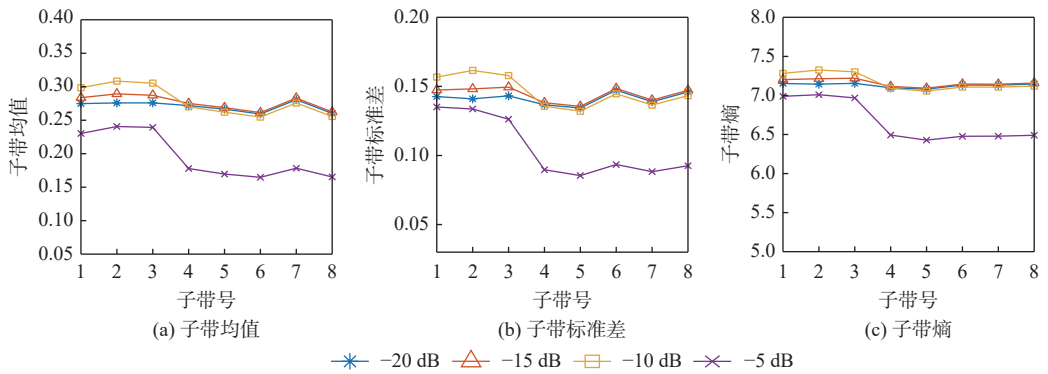


图 9 不同无人机旋翼信噪比下时频谱分割子带统计特征值

Fig. 9 Values of statistical features of subbands of time-frequency segmentation for different SNR of drone rotors

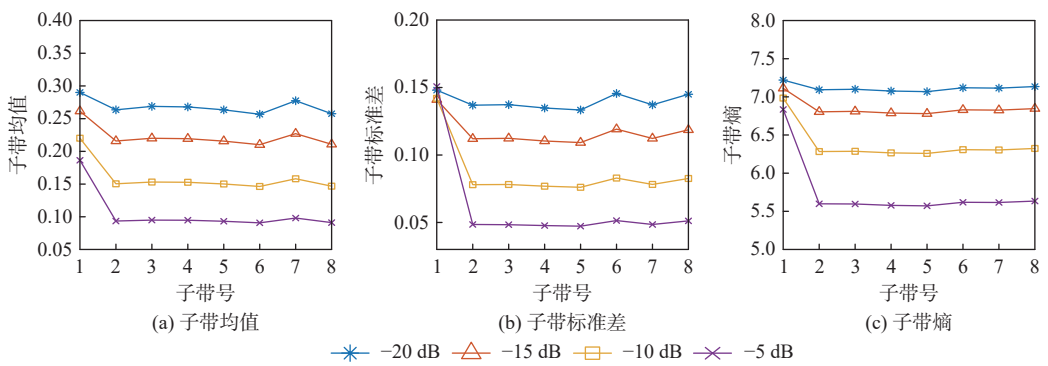


图 10 不同飞鸟振翅信噪比下时频谱分割子带统计特征值

Fig. 10 Values of statistical features of subbands of time-frequency segmentation for different SNR of flying bird wings

图 11 为无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比为−20 dB时无人机旋翼及飞鸟振翅的时频谱图。此时的时频谱图已难于观察到有效信息,而通过提取的子带统计特征值还能体现无人机与飞鸟的差异性。

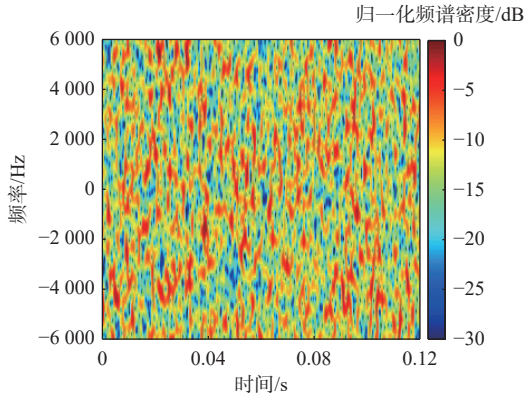
2.3 分类特征优选方法

使用 2.2 节所述的分类方法框架,通过分析不同子带统计特征的选取对分类性能的影响,优选最终使用的子带特征。

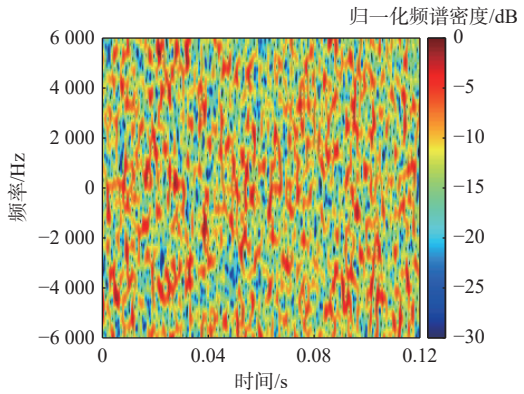
分类性能的比较使用仿真生成的全部数据样本,这些样本包含不同信噪比条件下旋翼无人机和飞鸟 2 种目标在不同观测俯仰角、不同观测方位角、不同旋翼转速和不同飞鸟振翅频率的雷达回波信号。使用 10 折交叉验证法计算不同信噪比下的分类性能,即在每种信噪比条件下,随机取全部数据样本集的 90% 作为训练集训练分类器,剩下的 10% 作为测试集计算分类性能。进行多次蒙特卡罗实验,最终取所有次数蒙特卡罗实验计算得到分类性能指标的平均值作为最终分类性能指标。

选取准确率,即正确分类的样本数占全部样本数的比例,作为分类性能指标。

对于基于小波包分解和时频谱分割这 2 类子带统计特征,分别分析使用单个特征和联合使用多个特征分类性能的差别。



(a) 无人机旋翼



(b) 飞鸟振翅

图 11　无人机旋翼与飞鸟振翅的时频谱 (信噪比为−20 dB)

Fig. 11　Time-frequency spectrum of drone rotors and bird wings (SNR is −20 dB)

3　分类实验结果与分析

3.1　仿真实验数据集说明

实验中生成仿真数据的具体参数如表 1 所示, 其中, 旋翼无人机使用最常见的四旋翼无人机, 方位角和俯仰角的变化步长为 5°, 旋翼转速的变化步长为 10 r/s(表示单个叶片每秒转动的圈数), 振翅拍打频率的变化步长为 1 Hz。同时, 为了验证在不同信噪比条件下的准确率, 信噪比的变化范围为 −30～20 dB, 变化步长为 5 dB, 此处信噪比指雷达回波信号中无人机旋翼部分和飞鸟振翅部分与噪声的功率比。相同信噪比条件下为一组数据, 每组数据包含 2 种目标、13 组方位角、9 组俯仰角、7 组旋翼转速(振翅频率)的样本, 每组数据的样本量为 $2\times13\times9\times7=1\,638$个。

表 1　四旋翼无人机和飞鸟雷达回波信号仿真变化的参数

Table 1　Variable simulation parameters of radar echo signal of quadrotor UAV and flying bird

目标类型	俯仰角/(°)	方位角/(°)	旋翼1、旋翼2转速/(r·s^{-1})	旋翼3、旋翼4转速/(r·s^{-1})	振翅拍打频率/Hz
四旋翼无人机	20～60	0～60	60～120	80～140	
飞鸟	20～60	0～60			6～12

实验中所用雷达参数如表 2 所示。

表 2　雷达仿真参数

Table 2　Simulation parameters of radar

参数	数值
雷达工作频率/GHz	5.5
脉冲宽度/μs	1.5
脉冲重复间隔/μs	60
带宽/MHz	8

旋翼无人机、飞鸟的其他实验参数如表 3 所示。无人机各个叶片的初始相位设置为随机值。一般机身平均功率相较于旋翼平均功率高约 10 dB[27], 设置无人机机身部分与旋翼部分的功率比为 10 dB, 为便于对照, 鸟身与鸟翼的功率比也设置为 10 dB。因为在处理中机身和鸟身的信号会被抑制, 该值并不影响旋翼与振翅部分和噪声的信噪比。

表 3　目标雷达回波信号仿真不变的参数

Table 3　Invariant simulation parameters of targets echo radar signal

目标类型	参数	数值
旋翼无人机	叶长/m	0.12
	叶片数量/个	2
	旋翼数量/个	4
	径向速度/(m·s^{-1})	10
飞鸟	上臂/m	0.12
	前臂/m	0.12
	上臂扇动角的幅度/(°)	40
	前臂扇动角的幅度/(°)	30
	上臂扑打角度的滞后/(°)	15
	前臂扑打角度的滞后/(°)	40
	前臂扭转角的幅度/(°)	20
	前臂扭转角的滞后/(°)	5
	径向速度/(m·s^{-1})	9

3.2　分类特征优选实验结果

根据 2.3 节所述方法, 对不同子带统计特征分类性能进行比较, 下面给出小波包分解和时频谱分割的特征优选结果。实验结果为 10 折交叉验证 50 次蒙特卡罗实验的平均值。

对于小波包分解, 单独使用能量比、尺度熵、奇异值比及联合三者进行对比; 对于时频谱分割, 单独使用子带均值、子带标准差、子带熵及联合三者进行对比。

如表 4 所示, 单独使用能量比的分类准确率总体优于尺度熵和奇异值比, 同时接近联合使用 3 种特征的分类准确率。

如表 5 所示, 使用时频谱子带均值的分类准确率总体上优于另 2 个特征, 只有−15 dB 时略低于其

表 4 4种小波包分解特征提取方法分类准确率

Table 4 Classification accuracy of four wavelet packet decomposition feature extraction methods

无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比/dB	准确率/%			
	能量比	尺度熵	奇异值比	三者联合
−30	52.52	51.56	50.87	52.00
−25	57.35	56.43	52.22	57.09
−20	70.37	70.31	59.63	72.35
−15	87.07	86.43	84.19	87.30

表 5 4种时频谱分割特征提取方法分类准确率

Table 5 Classification accuracy of four time-frequency segmentation feature extraction methods

无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比/dB	准确率/%			
	子带均值	子带标准差	子带熵	三者联合
−30	54.41	52.68	51.87	53.31
−25	59.45	56.84	58.66	60.52
−20	72.06	69.82	69.97	72.31
−15	87.47	89.55	89.58	89.64

他特征,但总体上与联合使用3种特征的分类准确率接近。

因此,基于准确率与计算效率折中的考虑,本文最终的分类方法中选用基于小波包分解得到的子带能量比和基于时频谱分割得到的时频谱子带均值构建分类特征向量。

3.3 与其他方法的分类性能比较

由于无人机旋翼与飞鸟振翅最大多普勒频率的差别,容易想到利用谱宽检测对这2类目标进行分类,然而,在信噪比较低的条件下,谱宽检测往往会失效。

图12给出了不同信噪比下利用文献[28]方法得到的无人机和飞鸟雷达回波信号受微动调制的谱宽。此处信噪比依然为无人机旋翼和飞鸟振翅与噪声的功率比,按照机身(鸟身)与旋翼(振翅)的功率比为10 dB计算,目标整体的信噪比相较旋翼(振翅)的信噪比高10 dB左右。由图12可知,当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比小于或等于−15 dB,也就是目标整体信噪比约−5 dB或更低时,谱宽检测结果为脉冲重复频率的一半,即多普勒谱的最大频率,此时谱宽检测已失效,无法通过谱宽检测区分旋翼无人机和飞鸟目标。

将本文方法的分类平均准确率与文献[8]基于离散小波变换和奇异值分解的方法(记为DWT-SVD)及文献[29]的基于经验模态分解的方法(记为EMD)进行比较,用于对比的方法也采用相同的支持向量机分类器进行实验,结果如图13所示。

图13中优选的联合使用基于小波包分解的子带能量比和基于时频谱分割的子带均值的结果记为“联合”,记为“小波包分解”的结果为单独使用能量比的结果,记为“时频谱分割”的结果为单独使用时频谱子带均值的结果。实验结果为10折交叉验证每种信噪比条件下进行50次蒙特卡罗实验的结果。由图13可知,当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比低于5 dB时,DWT-SVD方法的分类准确率迅速下降,当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比低于−10 dB时,EMD方法的分类准确率开始迅速下降。在无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比低于−10 dB,也就是目标整体的信噪比低于约0 dB的条件下,本文方法的分类准确率明显高于另2种方法。联合基于小波包分解和基于时频谱分割的子带统计特征的性能优于只使用一类子带统计特征的性能。例如,当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比为−15 dB时,联合、小波包分解、时频谱分割、DWT-SVD、EMD这5种方法的分类准确率分别为89.22%、87.07%、87.43%、49.16%、62.04%。当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比进一步下降到−20 dB时,DWT-SVD和EMD方法的分类准确率已下降到49.65%

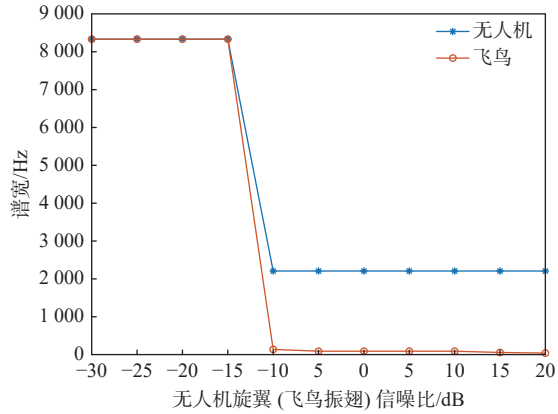


图12 无人机与飞鸟谱宽检测结果

Fig. 12 Result of spectral width detection of drones and birds

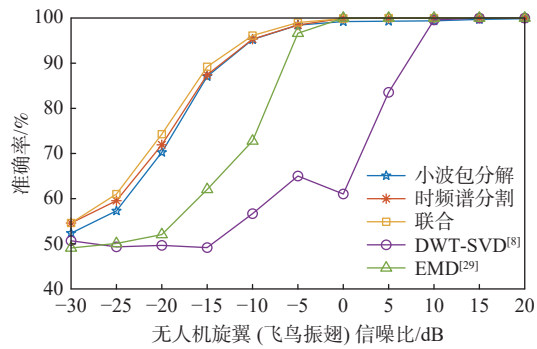


图13 不同无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比下本文方法与其他常见方法分类准确率的比较

Fig. 13 Comparison of the classification accuracy of the proposed method and other common methods under different SNR of drone rotors (flying bird wings)

和 52.05%, 而本文方法的分类准确率依然能达到 74.28%、70.26%、71.93%。当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比为−25 dB 时, 本文方法的分类准确率为 61.02%, 同样优于其他常见方法。

图 14 为不同方法的统计特征量单次提取耗时对比, 用于衡量各方法的计算效率。由图 14 可知, 小波包分解耗时相对较少, 这是由于其存在 Mallat 快速算法[30]。基于小波包分解的统计特征提取耗时和 EMD 相当, 并且明显比其他方法耗时短。基于 DWT-SVD 方法耗时长, 而且从前面分析可知, 这种方法分类准确率在低信噪比条件下相较其他方法也更低。联合方法的耗时主要消耗在基于时频谱分割的子带统计特征提取上, 虽然耗时更长, 但却可以获得更高的分类准确率。

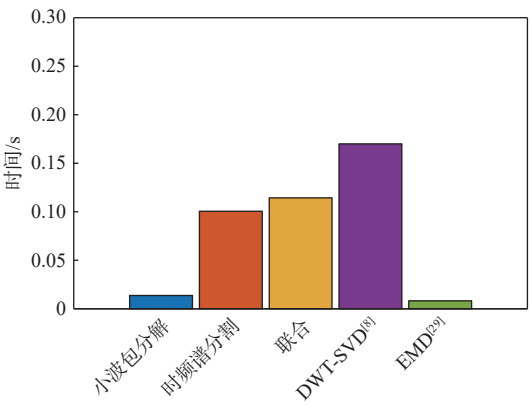


图 14　本文方法与其他常见方法分类特征提取耗时比较

Fig. 14　Time-cost comparison of classification feature extraction of the proposed method and other common methods

3.4　实测数据验证

使用文献 [31] 提供的无人机雷达回波数据集, 选用其中大疆御 2 及大疆悟 2 的 K 波段数据作为旋翼无人机的实测数据。该实测数据为近距离观测悬停状态的无人机获得, 回波数据可近似看作是无噪数据。实测数据不易直接控制旋翼部分的信噪比, 为比较不同无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比下的分类准确率, 本文对去除机身与地杂波的无人机实测数据添加指定信噪比的高斯白噪声。

目前, 公开发布的飞鸟雷达回波数据相对稀缺, 飞鸟数据仍然使用仿真数据, 其各项仿真参数与前述旋翼无人机实测数据的雷达参数保持一致, 雷达工作频率为 23.7 GHz, 调制周期为 0.3 ms。

本节无人机与飞鸟数据不加噪声情况下的示例如图 15 所示, 该组数据分类性能比较如图 16 所示。可以看到, 包含实测数据的实验中, 本文方法在信噪比较低情况下的分类性能依然明显高于其他 2 种方法, 例如, 当无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比为−10 dB 时, 联合、小波包分解、时频谱分割、

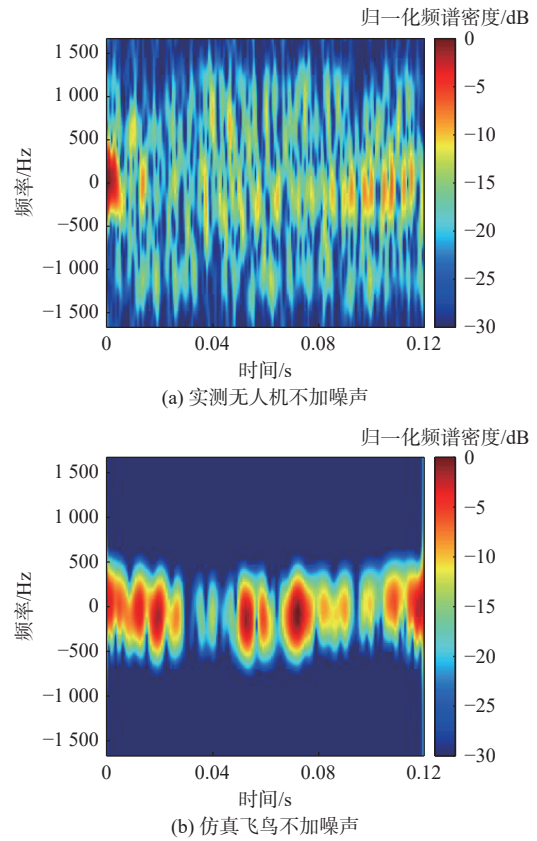


图 15　实测无人机与仿真飞鸟不加噪声示例

Fig. 15　Example of a real UAV and a simulated flying bird without noise

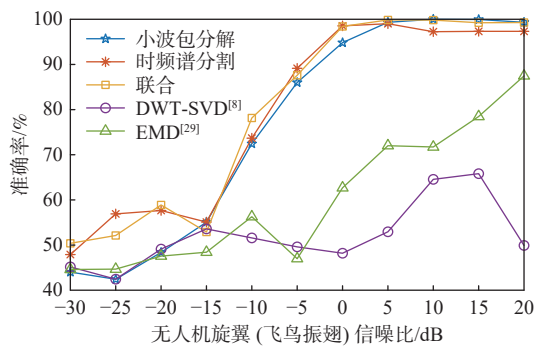


图 16　不同无人机旋翼(飞鸟振翅)信噪比下实测无人机与仿真飞鸟分类准确率的比较

Fig. 16　Comparison of the classification accuracy of actual drones' echo and simulated birds' echo under different SNR of drone rotors (flying bird wings)

DWT-SVD、EMD 这 5 种方法的分类准确率分别为 78.15%、72.44%、73.68%、51.59%、56.28%。包含实测数据的实验分类准确率虽然较仿真数据实验有一定下降, 但在信噪比为−10 dB 时仍有接近 80% 的准确率。本文在实验中将实测无人机数据视为无噪数据, 但实际上, 尽管其信噪比较高, 但也并非完全无噪, 从图 15(a) 中也可看出, 该数据时频图在不加噪声的情况下微多普勒特征也有不小的波动, 并非像理想情况下体现出理想的周期性。此外, 实

测的调制周期较仿真数据更大，时间分辨率更低，这些都是造成分类准确率下降的可能原因。

4 结 论

针对目标与雷达有一定距离而信噪比较低时旋翼无人机和飞鸟目标的分类，提出一种准确率更高的分类方法。

1）利用不同信噪比条件下，由不同观测俯仰角、方位角的不同旋翼转速无人机和不同振翅频率飞鸟构建的仿真数据集进行的实验表明，在本文给出的雷达参数下，当无人机旋翼（飞鸟振翅）信噪比在−20～−10 dB之间时，也就是目标整体的信噪比在约−10～0 dB的低信噪比条件下，本文方法能够获得显著优于其他常见方法的分类准确率。在无人机旋翼（飞鸟振翅）信噪比为−20 dB，本文方法的分类准确率仍能达到74.28%。

2）仿真数据集进行的实验表明，在本文给出的雷达参数下，当无人机旋翼（飞鸟振翅）信噪比为−25 dB时，本文方法的分类准确率为61.02%，同样优于其他常见方法的分类准确率，虽然准确率明显降低，但也是优于随机判决50%准确率的弱分类器。

3）在包含实测数据的实验中，相比仿真数据的实验，本文方法分类准确率有一定的下降，在无人机旋翼（飞鸟振翅）信噪比为0 dB、−5 dB和−10 dB时，本文方法的分类准确率分别为98.41%、87.61%和78.15%，但依然明显优于其他2种方法。

参考文献（References）

[1] Gazovova S, Perdoch J, Matousek Z, et al. Analysis of airport bird strike avoidance by pulse-Doppler radar[C]//Proceedings of the 2020 New Trends in Aviation Development. Piscataway: IEEE Press, 2020: 84-88.

[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.
Chen X L, Chen W S, Rao Y H, 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(in Chinese).

[3] Wu Q, Zhao J H, Zhang Y, et al. Radar micro-Doppler signatures model simulation and feature extraction of three typical LSS targets[C]//Proceedings of the 2019 6th International Conference on Information Science and Control Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1103-1108.

[4] Matsuda T, Yataka R, Gocho M, et al. Micro-Doppler analysis under various aspect angles for small UAV classification[C]//Proceedings of the 2019 IEEE Asia-Pacific Microwave Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 102-104.

[5] Ma B L, Chen B X, Zhang Z R, et al. Classification of UAV and ground targets by micro-Doppler signatures based on PD surveillance radar[C]//Proceedings of the 2021 CIE International Conference on Radar. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1361-1365.

[6] Rahman S, Robertson D A. Radar micro-Doppler signatures of drones and birds at K-band and W-band[J]. Scientific Reports, 2018, 8: 17396.

[7] Wang Y L, Zhao C D, Luo G G. A lightweight UAV recognition algorithm based on micro-Doppler features[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China. Piscataway: IEEE Press, 2021: 6-10.

[8] Li S, Chai Y, Guo M Y, et al. Research on detection method of UAV based on micro-Doppler effect[C]//Proceedings of the 2020 39th Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 3118-3122.

[9] Hasan M M, Pandey A, Bazil Raj A A. UAV classification from micro-Doppler signature-based time frequency images using SVM[C]//Proceedings of the 2022 International Conference on Augmented Intelligence and Sustainable Systems. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1225-1230.

[10] Wen J, Tu L, Wang L, et al. Multi-rotors UAV motion recognition based on micro-Doppler feature extraction[C]//Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-4.

[11] Farshchian M, Selesnick I, Parekh A. Bird body and wing-beat radar Doppler signature separation using sparse optimization[C]//Proceedings of the 2016 4th International Workshop on Compressed Sensing Theory and Its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. Piscataway: IEEE Press, 2016: 71-74.

[12] Li J L, Li W D, Wang R, et al. Classification of bird and drone based on radar time-frequency analysis[C]//Proceedings of the IET International Radar Conference. London: IET, 2023: 4137-4141.

[13] Yoon S, Kim S, Jung J, et al. Efficient protocol to use FMCW radar and CNN to distinguish micro-Doppler signatures of multiple drones and birds[J]. IEEE Access, 2022, 10: 26033-26044.

[14] Kumawat H C, Raj A A B, Samczynski P. Spectrum localization and Hough transform-based β tuning for LSS targets' accurate micro-Doppler imaging system[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.

[15] Torvik B, Olsen K E, Griffiths H. K-band radar signature analysis of a flying mallard duck[C]//Proceedings of the International Radar Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2013: 584-591.

[16] 陈唯实, 刘佳, 陈小龙, 等. 基于运动模型的低空非合作无人机目标识别[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(4): 687-694.
Chen W S, Liu J, Chen X L, et al. Non-cooperative UAV target recognition in low-altitude airspace based on motion model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(4): 687-694(in Chinese).

[17] Liu J, Xu Q Y, Chen W S. Classification of bird and drone targets based on motion characteristics and random forest model using surveillance radar data[J]. IEEE Access, 2021, 9: 160135-160144.

[18] Zhang S H, Zhai R P, Liu Y K. UAV swarm type recognition algorithm based on dual-domain fusion features and feature selection[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology. Piscataway: IEEE Press, 2022: 578-584.

[19] Sethuraman H V, Yarovoy A, Fioranelli F. Classification of unmanned aerial vehicles (UAVs) carrying payloads with polarimetric radar[C]//Proceedings of the 2021 18th European Radar Confer-

ence. Piscataway: IEEE Press, 2022: 365-368.

[20] Jiang W, Liu Y, Wei Q C, et al. A high-resolution radar automatic target recognition method for small UAVs based on multi-feature fusion[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 25th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. Piscataway: IEEE Press, 2022: 775-779.

[21] 陈唯实, 黄毅峰, 陈小龙, 等. 机场净空区飞鸟与非合作无人机目标识别[J]. 民航学报, 2020, 4(3): 27-33.
Chen W S, Huang Y F, Chen X L, et al. Recognition methods of flying bird and non-cooperative drone targets in airport clearance area[J]. Journal of Civil Aviation, 2020, 4(3): 27-33(in Chinese).

[22] 朱凌智. 基于微多普勒效应的无人机载雷达对地面目标分类方法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2021.
Zhu L Z. Research on classification methods of ground targets based on micro-Doppler effect and radar equipped on the UAV[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021(in Chinese).

[23] 王晓亮, 王承祥, 何炜琨. 利用飞控特征的四旋翼无人机雷达回波信号仿真[J]. 信号处理, 2021, 37(2): 292-303.
Wang X L, Wang C X, He W K. Radar echoes simulation of the quadrotor drone utilizing flight control characteristics[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(2): 292-303(in Chinese).

[24] 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.
Chen X L, Nan Z, Zhang H, 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(in Chinese).

[25] Molchanov P, Egiazarian K, Astola J, et al. Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures[C]//Proceedings of the 2013 European Radar Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 172-175.

[26] Zarei J, Poshtan J. Bearing fault detection using wavelet packet transform of induction motor stator current[J]. Tribology International, 2007, 40(5): 763-769.

[27] Ritchie M, Fioranelli F, Griffiths H, et al. Monostatic and bistatic radar measurements of birds and micro-drone[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Radar Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.

[28] 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.

[29] Oh B S, Guo X, Wan F Y, et al. Micro-Doppler mini-UAV classification using empirical-mode decomposition features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(2): 227-231.

[30] Kang P P, Chen Z M. Aircraft classification method based on the kurtosis-skewness feature and wavelet decomposition and linear discriminant analysis[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(21): 7855-7859.

[31] 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.
Chen X L, Yuan W, Du X L, 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(in Chinese).

Classification method of rotor drones and flying birds under low signal-to-noise ratio for radar

WANG Xiaoliang*, WANG Congsheng, SHI Yuxiang, HE Weikun

(Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the problem of how to classify multirotor drones and flying birds under low signal-to-noise ratio conditions for low-altitude surveillance radar, an effective target classification method is proposed. The subband statistical features, which are obtained respectively from wavelet packet decomposition (WPD) and time-frequency segmentation (TFS) of the radar echo signals, are extracted first in the method. The feature vectors are then created using the subband statistical features, and the targets are classified using a support vector machine (SVM). The subband energy ratio of wavelet packet decomposition and the subband mean value of time-frequency spectrogram are chosen as the classification features to build the feature vectors that are used by the final support vector machine classifier by examining the variations in classification performance of various statistical features. The experimental results show that the classification accuracy of the proposed method for classifying multirotor drones and flying birds under low SNR conditions is significantly improved compared with other common methods.

Keywords: rotor drones; flying birds target; wavelet packet decomposition; time-frequency analysis; statistical features of subband

Received: 2024-08-02; **Accepted**: 2024-10-07; **Published Online**: 2024-10-30 10:24

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241029.1658.004

Foundation item: The Fundamental Research Funds for the Central Universities (3122022085)

* **Corresponding author**. E-mail: wxl_ee@126.com