

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205540

微动特征和运动特征融合处理的鸟与旋翼无人机目标辨别方法*

何炜琨 柳振明 王晓亮

(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:“鸟击”事件与旋翼无人机“黑飞”扰航事件成为威胁民航飞行安全的“两大隐患”,机场对于鸟和旋翼无人机会采取不同的反制措施,鸟与旋翼无人机的辨别对于提升非合作目标监视性能、保障飞行安全具有重要意义。针对基于运动特征提取的鸟与旋翼无人机目标辨别方法中对于机动性较强的旋翼无人机辨别性能下降的问题,考虑到相对于旋翼无人机,鸟类目标振翅回波时频谱更为复杂,构建目标回波时频谱对应的特征谱能量熵及峰值对称两个微动特征,利用 K-means 对所提取的运动特征和微动特征进行融合处理,实现鸟与旋翼无人机目标的辨别,实验结果验证了本文方法的有效性。

关键词: 鸟;旋翼无人机;目标辨别;运动特征;微动特征;融合处理

中图分类号: TN955 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Target identification method of birds and rotor-wing UAVs based on the fusion of micro motion characteristics and motion characteristics

He Weikun Liu Zhenming Wang Xiaoliang

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

Abstract: The “bird strike” and the “black flight” disturbance incident of the rotary-wing UAVs have become the “two hidden dangers” threatening the flight safety of civil aviation. The different countermeasures against birds and rotary-wing UAVs will be taken in the airports. The identification of birds and rotary-wing UAVs is of great significance for improving the monitoring performance of non-cooperative targets and ensuring flight safety. Aiming at the problem that the discrimination performance of the rotor-wing UAV with strong maneuverability for the discrimination method based on the motion feature extraction is degraded, considering that the time-frequency spectrum of the bird target is more complex relative to the rotary-wing UAV. Firstly, the micro-motion features of the spectrum energy entropy corresponding to the target echo spectrum and the peak symmetry pair are constructed, Secondly, K-means is used to fuse the extracted motion features and micro-motion features and the identification of birds and rotor-wing UAV targets can be realized. The experimental results verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: birds; rotor-wing UAVs; target identification; motion features; micro-motion features; fusion processing

0 引言

鸟击是指航空器起降或飞行过程中与鸟类目标相撞,或因鸟类活动影响正常飞行的事件^[1]。随着航班量的持续增长和生态环境的不断好转,我国机场的鸟击防范工作压力越来越大^[2]。另外,由于旋翼无人机具有成本低、体积小、易操纵、灵活性好等优点,使得旋翼无人机产业飞速发展^[3-4],全国多个机场接连出现旋翼无人机

“黑飞”扰航事件,非法放飞旋翼无人机同“鸟击”一起成为威胁民航飞行安全的“两大隐患”。鸟与旋翼无人机目标具有相似特征,其雷达散射截面积(radar cross section, RCS)数量级都较小,雷达回波信号有相似的信号幅度和频谱结构,而机场在发现旋翼无人机、鸟等不同的入侵目标后一般采取不同的反制措施,因此鸟与旋翼无人机目标的辨别对于提升旋翼无人机与鸟类目标监测水平、保障民航飞行安全具有重要的意义。

近年来国内外学者在非合作飞行目标特征提取与辨

收稿日期: 2022-05-29 Received Date: 2022-05-29

* 基金项目: 国家自然科学基金(62141108)、中国民航大学国家自然科学基金配套专项(3122022PT22)项目资助

别方面开展了相关的研究工作。目标特征提取方面,主要包括运动特征、微动特征、目标 RCS 调制特征以及极化特征的提取,利用提取的特征,实现旋翼无人机与鸟类目标的辨别。陈唯实等^[5]考虑到鸟和旋翼无人机在飞行轨迹特征上的差异,提取目标运动模型转换频率,实现小型旋翼无人机目标与鸟目标的辨别。该方法对于区分高机动性旋翼无人机目标时,性能会有所下降。Bennett 等人^[6]发现旋翼无人机目标所产生的微多普勒信号具有显著的对称特征,而鸟目标则不存在这种对称特征,提取旋翼无人机和鸟类回波时频图对称特征,实现两者的辨别。该方法对于具有复杂运动轨迹的旋翼无人机目标而言,其时频谱对称特性将受到较大影响,导致辨别概率下降。Fuhrmann 等^[7]将目标时频谱奇异值分解(singular value decomposition, SVD)得到的第一左奇异矢量和节奏速度谱图(cadence velocity diagram, CVD)作为分类特征,对鸟类和旋翼无人机目标进行了辨别。Harmann 等^[8]从频谱图和倒谱图中提取了目标平均 RCS、目标速度、频谱周期、频谱宽度等特征,使用最大后验概率分类器(maximum a posteriori probability, MAP)实现了鸟和旋翼无人机的辨别。Torvik 等^[9]利用极化参数(线性极化率、差分极化率、共极化相关系数、正交极化相关系数等)区分大型鸟类和大小相当的旋翼无人机,当带宽、驻留时间和载波频率减小时,极化信息能够保留,为后续非合作式目标识别技术提供了新的方向。

非合作目标辨别方面,目前主要的方法包括提取目标微动特征结合机器学习进行鸟和旋翼无人机的辨别。Kim 等^[10]通过合并微多普勒特征(micro-Doppler signatures, MDS)和节奏速度图得到合并的多普勒图像,分析旋翼无人机在时域和频域的多普勒信息,结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)实现了旋翼无人机的分类。Park 等^[11]用微多普勒带宽作为主要特征,使用 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类器对鸟类和无人机进行了分类。Ren 等^[12]设计一种基于机器学习的无人机自动分类系统用于区分鸟类与无人机。上述机器学习的计算量大而且复杂度高,需要构建大量的训练数据,会增加训练时间和成本,当识别条件改变时,往往需要重新训练,而且在处理小样本问题时还存在过学习现象。

本文针对基于运动特征提取的鸟与旋翼无人机目标辨别方法对于机动性较强的旋翼无人机目标辨别性能下降的问题,综合分析旋翼无人机与鸟类目标在微动特性和运动轨迹的差别,与旋翼无人机目标相比,鸟类目标振翅所引起的微动特征更为复杂,其对应的时频谱规则性更弱,为此首先构建回波时频谱对应的特征谱能量熵、峰值对称对两个微动特征,利用 K-means 方法将其与运动特征融合处理,实现鸟类与旋翼无人机目标的辨别。

1 回波模型

1.1 鸟类雷达回波模型

鸟类目标与雷达几何位置关系如图 1^[13]所示。雷达位于坐标原点 O , 雷达坐标系为 XYZ , 鸟类坐标系为 xyz 。鸟类初始时刻位于点 $o(x_0, y_0, z_0)$ 处, 此时鸟到雷达距离为 R_0 , 方位角为 α , 俯仰角为 β 。

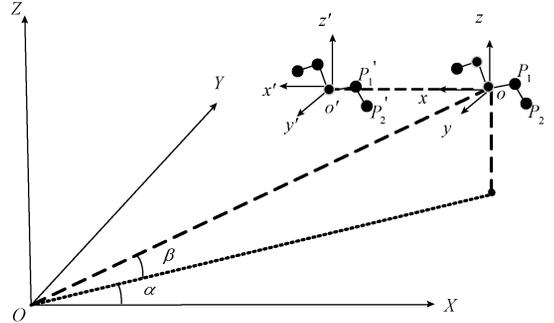


图 1 鸟类目标与雷达几何关系图

Fig. 1 Geometric relationship between birds target and radar

假设鸟类目标以速度 v 运动, t 时刻鸟类目标位置为 o' , 目标到雷达距离 R_0' , 其对应回波为翅膀左前臂、右前臂、左上臂、右上臂 4 个主要关节点和鸟身体对应回波的矢量叠加^[13]。设雷达发射信号为线性调频脉冲信号, 则鸟类目标对应的回波去载波后, 经过匹配滤波器处理后得到的输出信号可写为^[13]:

$$s(t) = T \sum_{i=1}^N \frac{\sin[\pi k T(t - 2R_i/c)]}{\pi k T(t - 2R_i/c)} \exp\left\{-j \frac{4\pi R_i}{\lambda}\right\} \quad (1)$$

式中: T 为脉冲宽度, f_c 为信号载频, t 为快时间, k 为线性调频率, $|k| T$ 为信号带宽, c 为光速, λ 为发射信号的波长。 N 为鸟的总散射点数($N=5$), R_i 为第 i 个散射点到雷达的距离。

1.2 旋翼无人机雷达回波模型

多旋翼无人机目标与雷达几何关系如图 2^[14]所示, 雷达位于坐标原点 O , 雷达坐标系为 XYZ , 多旋翼无人机坐标系为 xyz 。旋翼叶片的旋转中心为 o , α 和 β 分别为旋翼中心相对于雷达的方位角和俯仰角, R_0 为旋翼中心到雷达的距离。

发射信号为线性调频脉冲信号, 多旋翼无人机雷达回波信号去载波并经匹配滤波处理后可写为^[15]:

$$s_d(t, t_m) = T \frac{\sin[\pi k T(t - 2R_0/c)]}{\pi k T(t - 2R_0/c)} \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} R_0\right) \cdot \left\{ \sigma_d + \sum_{i=1}^M \sigma_i \exp\left[-j \frac{2\pi}{\lambda} L \cdot \right. \right.$$

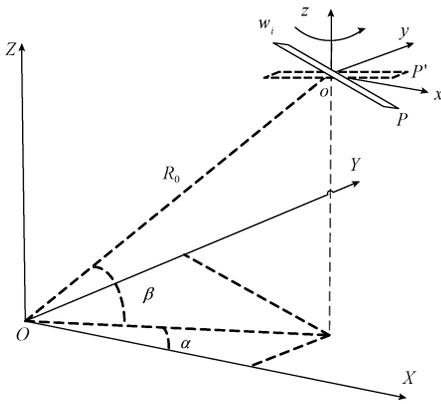


图2 多旋翼无人机与雷达几何关系图
Fig.2 The geometric relationship between multi-rotor UAV and radar

$$\left. \begin{aligned} & \cos\beta\cos(\theta_i + 2n\pi/N + w_i t_m - \alpha) \cdot \\ & \sum_{n=0}^{N-1} \text{sinc}\left[\frac{2\pi}{\lambda}L\cos\beta\cos(\theta_i + 2n\pi/N + w_i t_m - \alpha)\right] \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: L 为叶片长度, t_m 为第 m 个脉冲对应的慢时间, σ 为点目标散射系数, N 为旋翼的叶片数, M 为旋翼数, w_i 为多旋翼无人机第 i 个旋翼的转速, θ_i 为叶片的初始相位, σ_d 为机身散射系数。

2 鸟和旋翼无人机目标特征提取

2.1 运动特征提取

通常情况下,旋翼无人机目标的飞行轨迹相对稳定且持续时间长,而鸟类目标飞行轨迹较为多变、机动性高^[2],因此利用两者运动方式的差异,对目标进行运动特征的提取。运动特征提取主要包括基于交互式多模型(IMM)算法对两种目标进行目标跟踪、模型概率提取、目标运动模式判断、运动模型转换频率提取4个环节^[5],其对应流程如图3所示。

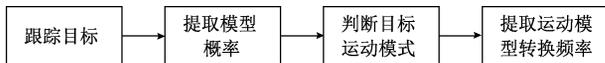


图3 运动特征提取流程

Fig.3 Flow chart of motion feature extraction

考虑到鸟类目标机动性高于旋翼无人机,因此鸟类目标采用机动运动(匀速直线运动结合圆周运动),旋翼无人机采用匀速直线运动,分别以 I, J 代表机动运动和匀速直线运动两种运动模式。

根据文献^[16]可以得到 K 时刻鸟或旋翼无人机的模型概率 $\mu(K)$ 。选择概率 $\mu(K)$ 最大的模型 I 或 J 作为 K 时刻的鸟或旋翼无人机目标运动模式 G_K ,记为^[5]:

$$G_K = \{G \mid \mu(K) = \max(\mu_I(K), \mu_J(K))\} \quad (3)$$

计算 n 种模型($n = 2$)在连续 T 个时刻内的模型概率 $\mu_{i'}(K)$ ($i' = 1, 2, \dots, n; K = 1, 2, \dots, T$) 的方差均值以提取鸟或旋翼无人机目标运动模型转换频率估计值 F ,即^[5]:

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i'=1}^n \text{var}\{\mu_{i'}(K) \mid K = 1, 2, \dots, T\} \quad (4)$$

由于一般情况下,旋翼无人机的机动性弱于鸟目标,为此可以通过提取目标运动模型转换频率估计值实现两者的辨别。但当旋翼无人机目标机动性较强时,利用上述提取运动特征的鸟与旋翼无人机目标辨别方法性能将会下降,为此本文考虑提取两者的微动特征进行补充。

2.2 微动特征提取

旋翼无人机和鸟均为非刚体目标,旋翼无人机旋翼的转动和鸟翅膀的扇动会对回波产生调制特性,使得其对应回波多普勒谱出现展宽,且具有时变和周期性^[2]。

1) 回波频谱峰值对称对

当雷达波束垂直照射旋翼无人机叶片时,回波能量达到最强,出现一个闪烁,随着旋翼叶片的转动,闪烁周期性出现,对于单旋翼无人机,由于两个叶片的相位相差 π ,则出现闪烁时雷达波束同时照射一个向前运动的叶片和一个向后运动的叶片,所以旋翼无人机的信号频谱关于机身对称。鸟类目标的频谱基本不具有对称性,这是因为鸟类在飞行时常常伴随着姿态的变化,飞行的机动性导致翅膀扇动的不规律性,使其微多普勒更为复杂^[6]。通过提取目标回波频谱的相应峰值,搜索具有对称特性的频谱峰值对称对,依据对称对的个数对旋翼无人机和鸟目标进行辨别。

鸟类与旋翼无人机目标雷达回波频谱峰值对称对搜索流程如图4所示。首先提取旋翼无人机和鸟目标的频谱图的峰值,相应最大峰值为对称中心,寻找对称中心两侧具有对称性的峰值,认为当对称中心两侧的峰值到对称中心距离相同、峰值相同,记为一个峰值对称对,实现过程如图4所示。

(1) 回波频谱峰值提取

设回波幅度谱为 s ,则第 l 个频点对应的波峰 $p(l)$ 满足条件^[17]:

$$p(l) = s(l); s(l-1) < s(l) > s(l+1) \quad (5)$$

式中: $s(l)$ 为第 l 个频点对应幅度谱。第 l 个频点对应的波谷 $v(l)$ 满足条件^[17]:

$$v(l) = s(l); s(l-1) > s(l) < s(l+1) \quad (6)$$

为去掉假波峰值,计算波峰波谷差值(valley peak difference, VPD),即^[17]:

$$VPD(l) = p(l) - v(l) \quad (7)$$

如果满足^[17]:

$$VPD(l) < 0.7 \cdot \{VPD(l-1) + VPD(l) + VPD(l+1)\}$$

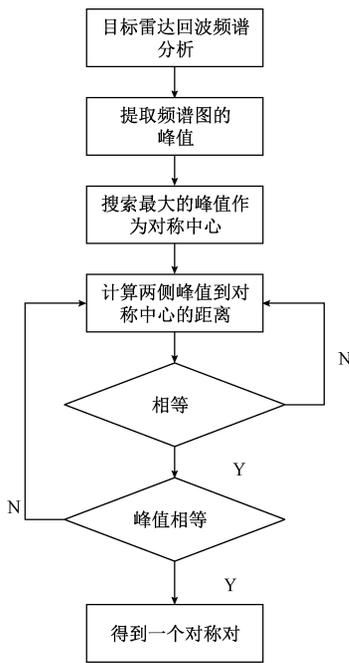


图 4 频谱峰值对称对搜索流程

Fig. 4 Spectrum peak symmetric pair search flowchart

$$1) \} / 3 \tag{8}$$

则这个峰值点是假的,此时将频率值 l 对应的峰值 $p(l)$ 剔除,将剔除假峰值后得到频谱图的峰值记为 $h(l)$ 。依次比较每个峰值,得到最大峰值 $h_{\max}(a)$ 以及该峰值所对应的频率值 a 。

(2) 峰值对称对的搜索

将最大峰值对应的频率值 a 作为对称中心,以该频率值 a 为中心向左依次计算第 j 个峰值 $h_L(l_j)$ 所对应的频率值 l_j 与对称中心 a 的差值,记为 $d(l_j) = l_j - a$ 。同时向右依次计算第 j' 个峰值 $h_R(l_{j'})$ 对应的频率值 $l_{j'}$ 与对称中心 a 的差值,记为 $d(l_{j'}) = l_{j'} - a$,在误差的范围内,比较 $d(l_j)$ 与 $d(l_{j'})$ 是否相等,如果两者不相等,则继续搜索;如果两者相等,比较频率 l_j 所对应的峰值 $h_L(l_j)$ 与频率 $l_{j'}$ 所对应的峰值 $h_R(l_{j'})$ 是否相等,如果两峰值相等则该峰值即为所找对称峰值,记为一个峰值对称对,否则继续搜索,重复这个过程直到找到所有的峰值对称对。

2) 特征谱能量熵

如上所述,旋翼无人机的时频谱呈现较强的周期性,鸟在飞行过程中伴随着翅膀的扇动,时频图有序性较弱,根据熵的微观物理意义,系统的熵值越大,所处的状态越无序,离散性越强。为此提取雷达回波时频谱图对应的熵值,即特征谱能量熵,作为辨别鸟与旋翼无人机目标的一个微动特征。

首先对目标雷达回波进行 STFT 得到时频图,其次将奇异值分解应用到特征谱能量熵值的提取中,鉴于谱分

析理论,SVD 是一种通过分离信号分量来提取目标特征量的有效方法^[18]。

对雷达回波时频谱 X 进行奇异值分解,即:

$$X = U\Sigma V^T \tag{9}$$

式中: Σ 为奇异值分解后相应奇异值组成的对角矩阵, $\Sigma = \text{diag}[\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_p^2], \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p, P$ 为奇异值的个数。 U 为 $N \times N$ 维的标准正交矩阵, V 为 $M \times M$ 维的标准正交矩阵,分别是左奇异矢量组成的左奇异矩阵和右奇异矢量组成的右奇异矩阵。左奇异矢量表示回波信号的频率信息,右奇异矢量表示回波信号的时间信息。因此,目标回波信号频谱分量的特征可通过左奇异矢量来反映。

雷达回波时频谱对应的特征谱能量熵定义为:

$$\eta = - \sum_{n=1}^N q_n \ln q_n \tag{10}$$

式中: $q_n = E_n / (\lambda_1^2 / \sum_{n=1}^N \lambda_n^2), E_n = |U_{n,1}|^2 + |U_{n,2}|^2, |U_{n,1}|^2$ 和 $|U_{n,2}|^2$ 分别表示第 n 个样本的第 1 个和第 2 个左奇异矢量的能量。特征谱能量熵提取实现框图如图 5 所示。所求能量熵值越大代表时频图的无序性越强,旋翼无人机时频图有序性要高于鸟类,根据熵的微观物理意义,通过熵值的大小可以对鸟与旋翼无人机进行辨别。



图 5 特征谱能量熵提取流程

Fig. 5 Feature spectrum energy entropy extraction flow chart

3 运动特征和微动特征相融合的鸟和旋翼无人机目标的辨别

通常情况下鸟类目标飞行轨迹多变,其机动性要比旋翼无人机强,可以提取旋翼无人机和鸟类的运动特征进行初步辨别。对于处于匀速直线运动状态的旋翼无人机,此时无人机始终保持一种运动状态,鸟类目标则具有多种运动状态,旋翼无人机的运动模型转换频率估计值要小于鸟类目标的运动模型转换频率估计值,因此可以实现旋翼无人机与鸟的辨别。

对于机动性较强、飞行轨迹多变的旋翼无人机目标,该情况下旋翼无人机目标具有多种运动状态,所求的运动模型转换频率估计值会与鸟类的运动模型转换频率估计值相近,此时基于运动特征提取的鸟与旋翼无人机目标的辨别方法可能将旋翼无人机误判为鸟目标,导致辨别性能下降。同时,运动状态下的四旋翼无人机,会存在两个不同的转速,频谱图中叶片闪烁交叠严重,基于回波

频谱峰值对称对微动特征提取的旋翼无人机与鸟类目标的辨别方法同样可能将旋翼无人机目标与鸟类目标混淆。

为此本文将提取的运动特征和微动特征进行融合处理,设所提取的运动模型转换频率估计值为 a_1 , 频谱峰值对称对为 a_2 , 特征谱能量熵为 a_3 。设鸟目标或旋翼无人机目标运动过程的时间间隔为 T , 将目标运动的时间间隔划分为 m 个时间段, 每个时间段为 T_i 。由式(4)求得鸟或旋翼无人机目标的运动模型转换频率估计值, 分别对每个时间段 T_i 做微动特征分析, 即提取频谱峰值对称对以及特征谱能量熵。分别对得到的 m 个频谱峰值对称对 $a_{2i}(i = 1, 2, \dots, m)$ 和 m 个特征谱能量熵 $a_{3i}(i = 1, 2, \dots, m)$ 取平均, 即:

$$a_2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_{2i} \quad (11)$$

$$a_3 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_{3i} \quad (12)$$

利用提取的运动模型转换频率估计值 a_1 , 频谱峰值对称对 a_2 , 特征谱能量熵 a_3 , 构建融合后的特征矢量 A , 即:

$$A = (a_1 \ a_2 \ a_3) \quad (13)$$

将融合后的特征矢量作为输入, 通过 K-means 聚类方法, 对所提取的运动模型转换频率 a_1 、频谱峰值对称对 a_2 、特征谱能量熵 a_3 进行聚类。由于 K-means 是一种迭代求解的聚类分析算法, 分类类别 K 需要预先设定, 论文主要是对鸟和旋翼无人机目标进行辨别, 只存在两种目标, 所以预先将分类类别 K 设定为 2。K-means 聚类过程描述如下:

- 1) 随机选取 K 个数据作为初始的聚类中心。
- 2) 计算每个数据样本与各个聚类中心之间的距离, 把每个数据样本分配给距离它最近的聚类中心, 聚类中心以及分配给它们的数据就代表一个聚类。
- 3) 不断对两类数据进行迭代, 更新聚类中心。
- 4) 用最终更新的聚类中心将数据分为两类。

经过 K-means 聚类之后, 实现鸟与旋翼无人机目标的辨别, 提高目标辨别率。具体流程如图 6 所示。

4 实验结果及分析

4.1 运动特征的提取实验结果

实验中, 雷达、旋翼无人机和鸟的参数如表 1~3 所示。鸟的轨迹多变、机动性较高, 旋翼无人机运动轨迹相对稳定。鸟与旋翼无人机飞行轨迹如图 7(a) 与 (b) 所示。在实验中, 鸟目标发生匀速直线运动和机动运动, 旋翼无人机则为匀速直线运动。采用 IMM 卡尔曼滤波对目标进行跟踪, 结果如图 7(c) 与 (d) 所示, 进一步提取鸟

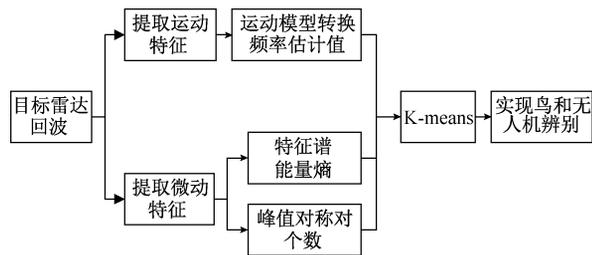


图 6 运动特征与微动特征融合处理的鸟与旋翼无人机目标辨别实现流程

Fig. 6 Flow chart of realization of target identification of bird and rotor UAV with fusion processing of motion feature and fretting feature

与旋翼无人机目标模型概率如图 7(e) 与 (f) 所示。

表 1 雷达参数

Table 1 Radar parameters

参数	数值
工作频率	5.5 GHz
PRT	62.5 μ s
快时间采样率	80 MHz
带宽	20 MHz
观测时间	200 ms

表 2 旋翼无人机参数^[19]

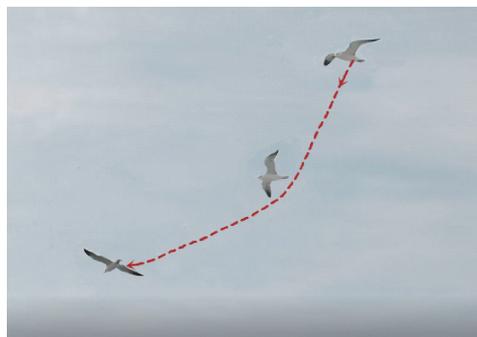
Table 2 Rotor-wing UAVs parameters

参数	单旋翼无人机	四旋翼无人机
旋翼数	1	4
叶片数	2	2
叶片长度	473 mm	120 mm
转速	31 r/s	50 r/s, 64 r/s

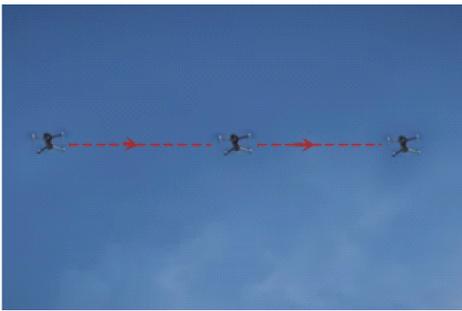
表 3 鸟目标参数^[20]

Table 3 Birds target parameters

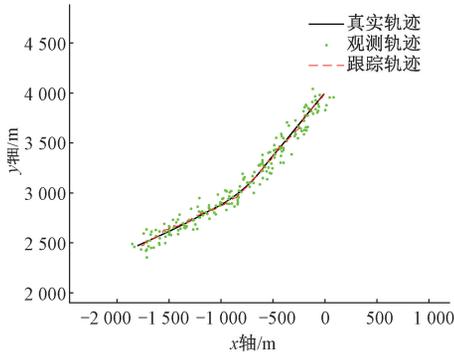
参数	数值
上臂长度	0.5 m
前臂长度	0.5 m
鸟体长度	1 m
拍打频率	4 Hz



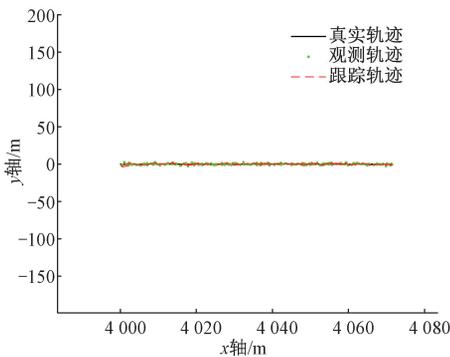
(a) 鸟目标飞行轨迹
(a) Flight path of birds target



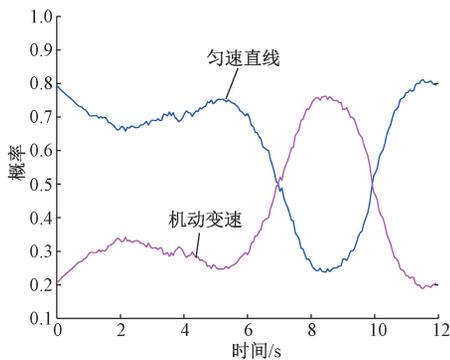
(b) 直线运动旋翼无人机飞行轨迹
(b) Flight path for linear moving rotor-wing UAVs



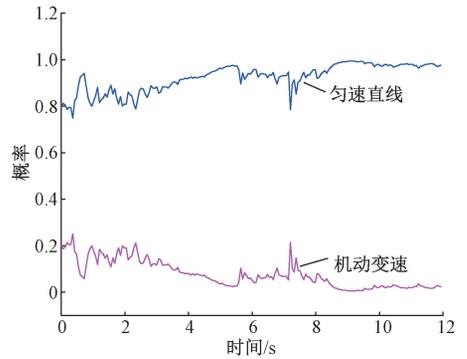
(c) 鸟目标跟踪结果
(c) Birds target tracking result



(d) 直线运动旋翼无人机目标跟踪结果
(d) Tracking result for linear moving rotor-wing UAVtarget



(e) 鸟目标模型概率变化图
(e) Model transition probability variance of two models for birds target



(f) 直线运动旋翼无人机目标两种模型概率变化图
(f) Model transition probability variance of two models for linear moving rotary-wing UAVtarget

图 7 鸟与直线运动旋翼无人机飞行轨迹与模型概率图
Fig.7 Flight trajectories and model probability for birds and linear moving rotary-wing UAVs

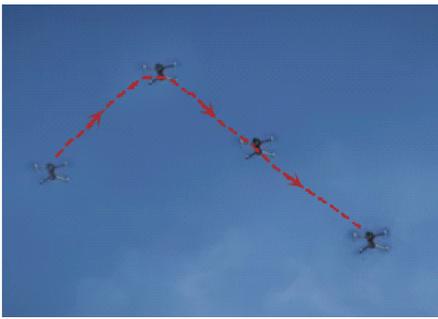
由图 7(e) 知,鸟在整个过程运动模型发生了 3 次转换,在 0~5 s 时间段,匀速直线运动的模型概率要明显大于机动运动模型的概率,所以鸟在这个过程进行了匀速直线运动;在 5~8 s 时间段,机动运动的模型概率大于匀速直线运动的模型概率,所以在这个过程鸟进行了机动运动,在 8~12 s 时间段,匀速直线运动的模型概率大于机动运动模型的概率,所以在这个过程鸟转换为匀速直线运动。由图 7(f) 知,旋翼无人机在整个过程匀速直线运动的模型概率始终大于机动运动的模型概率,所以旋翼无人机始终保持匀速直线运动。5 次实验结果的模型转换频率估计值如表 4 所示。从表 4 中可以得到,鸟的模型转换频率估计值明显大于旋翼无人机,在这种情况下,提取运动模型转换频率估计值可以初步实现鸟与旋翼无人机辨别。

表 4 直线运动旋翼无人机和鸟的模型转换频率估计值

Table 4 Model transition frequency estimation values for linear moving rotary-wing UAVs and birds

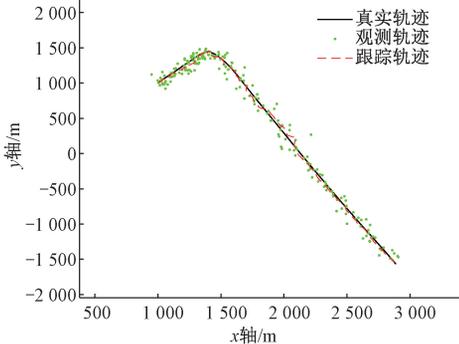
序号	旋翼无人机	鸟
1	0.003 9	0.031 8
2	0.006 5	0.049 1
3	0.005 0	0.046 8
4	0.004 6	0.051 2
5	0.002 8	0.045 2

当旋翼无人机出现较高机动性时,实验中,旋翼无人机采用匀速直线运动和机动运动。该情况下旋翼无人机飞行轨迹如图 8(a) 所示,采用 IMM 对目标进行跟踪并提取模型概率如图 8(b) 与(c) 所示。

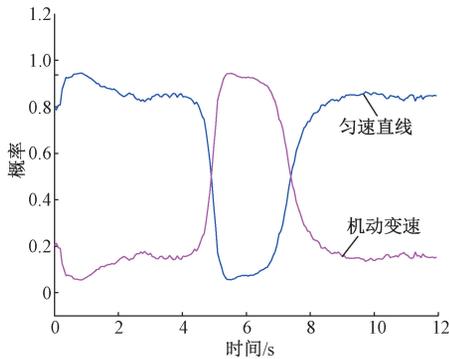


(a) 机动运动旋翼无人机飞行轨迹

(a) The flight path of the maneuvering rotor-wing UAVs



(b) 机动运动旋翼无人机目标跟踪结果
(b) Target tracking results of maneuvering rotor-wing UAVs target



(c) 机动运动旋翼无人机目标两种模型概率变化图
(c) Model transition probability variance of two models for motorized rotary-wing UAVs target

图8 机动运动旋翼无人机目标飞行轨迹与模型概率图

Fig.8 Flight trajectory and model probability for maneuvering rotary wing UAV target

由图8(c)知,旋翼无人机在整个过程运动模型发生了3次转换,在0~4 s时间段,匀速直线运动的模型概率要明显大于机动运动模型的概率,所以旋翼无人机在这个过程进行了匀速直线运动;在4~7 s时间段,机动运动的模型概率大于匀速直线运动的模型概率,所以在这个过程旋翼无人机进行了机动运动,在7~12 s时间段,匀速直线运动的模型概率大于机动运动模型的概率,所以在这个过程旋翼无人机转换为匀速直线运动。

旋翼无人机在机动性较高时与鸟的模型转换频率估

计值如表5所示,表中为5次的实验结果。从表5可以看出,旋翼无人机的模型转换频率估计值与鸟的模型转换频率估计值处在相同数量级并且大小差别不大,针对这种情况,单独提取运动特征无法实现鸟与旋翼无人机的良好辨别,所以需要进一步提取微动特征并与运动特征进行融合处理。

表5 机动运动旋翼无人机和鸟的模型转换频率估计值

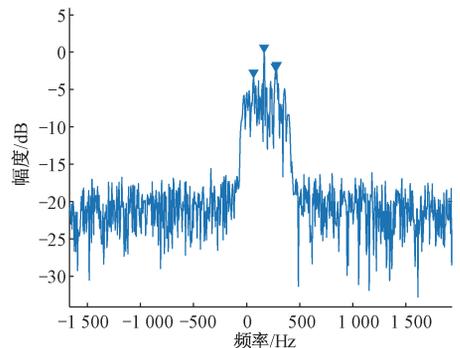
Table 5 Model transition frequency estimation values for maneuvering rotary-wing UAVs and birds

序号	旋翼无人机	鸟
1	0.064 2	0.031 8
2	0.056 8	0.049 1
3	0.042 5	0.046 8
4	0.036 4	0.051 2
5	0.044 3	0.045 2

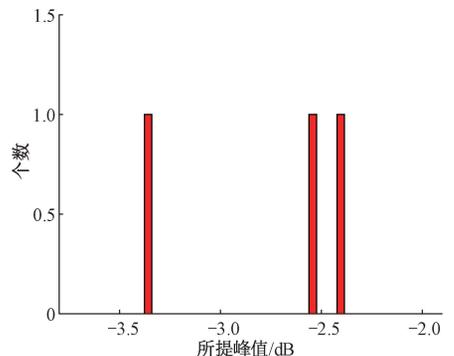
4.2 微动特征的提取实验结果

1) 回波频谱峰值对称对特征

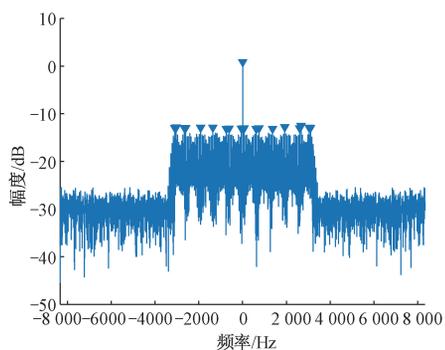
雷达参数、旋翼无人机参数和鸟参数不变,如表1~3所示。实验中信噪比为15 dB,在第m个时间段,单旋翼无人机、四旋翼无人机以及鸟目标频谱峰值对称对提取结果图9所示。对于整个运动过程,鸟和旋翼无人机的频谱峰值对称对个数变化如图10所示。



(a) 鸟类目标频谱峰值提取结果
(a) Spectrum peak extraction result of birds target

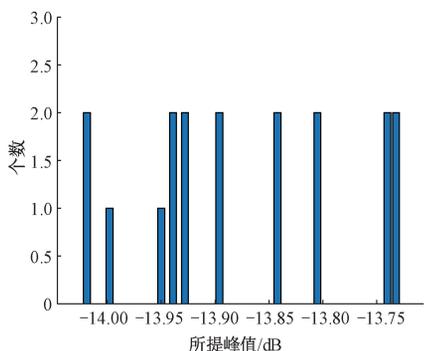


(b) 鸟类目标频谱峰值对称对提取结果
(b) Symmetrical pair extraction results of bird target spectrum peaks



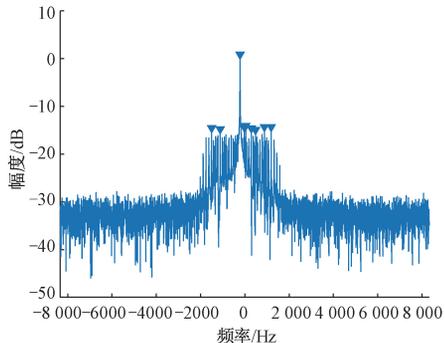
(c) 单旋翼无人机频谱峰值提取结果

(c) Single-rotor UAVs spectrum peak extraction results



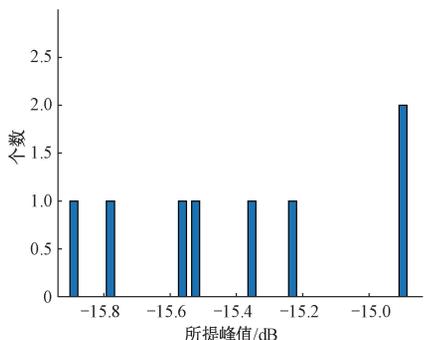
(d) 单旋翼无人机频谱峰值对称对提取结果

(d) Extraction results of symmetrical pair of spectral peaks of single-rotor UAVs



(e) 四旋翼无人机运动状态频谱峰值提取结果

(e) Four-rotor UAVs motion state spectrum peak extraction results



(f) 四旋翼无人机运动状态频谱峰值对称对提取结果

(f) Four-rotor UAVs motion state spectrum peak symmetry pair extraction results

图 9 频谱峰值对称对提取结果

Fig. 9 Spectral peak symmetric pair extraction results

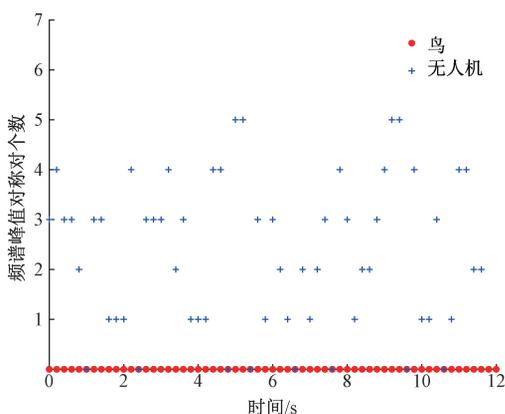


图 10 鸟与旋翼无人机频谱峰值对称对个数变化图

Fig. 10 Variation diagram of symmetrical logarithmic number of spectrum peaks of birds and rotor-wing UAVs

从图 9 可以看出,对于鸟类目标,没有发现具有对称性的峰值;单旋翼无人机目标得到 8 对具有对称性的峰值;运动状态四旋翼无人机仅得到 1 对具有对称性的峰值。从图 10 可以看出,鸟类目标在整个运动过程,频谱峰值对称对均为 0 对,旋翼无人机目标频谱峰值对称对大部分处于 1~5 对,少数出现 0 对的情况,这是由于运动状态下的四旋翼无人机,各旋翼转速不同,频谱图中叶片闪烁交叠,此时频谱图的对称性不明显,可能出现 0 对的情况,此时提取回波频谱峰值对称对的辨别方法可能将旋翼无人机目标与鸟类目标混淆。

2) 特征谱能量熵特征

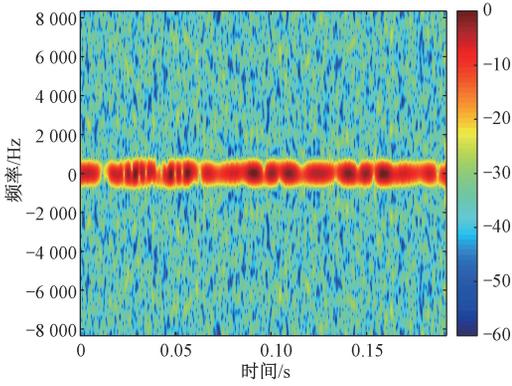
对于四旋翼无人机运动状态和鸟类目标,实验中雷达参数和鸟参数不变,无人机目标旋翼数为 4,信噪比为 15 dB,在第 m 个时间段,旋翼无人机和鸟类目标雷达回波时频图 (STFT) 如图 11 所示。对于整个运动过程,鸟和旋翼无人机目标的特征谱能量熵变化如图 12 所示。

由图 11 可知,旋翼无人机的时频图相对于鸟类目标而言,周期性较为显著。根据熵的微观物理意义,系统的熵值越大,所处的状态越无序,离散性越强,因此,无人机的特征谱能量熵值较小,而鸟的特征谱能量熵值较大,如图 12 所示。

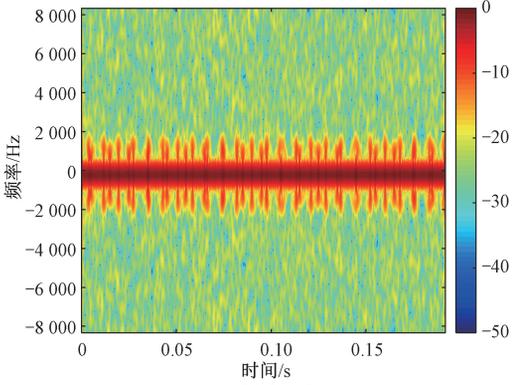
4.3 运动特征与微动特征融合处理后无人机与鸟类目标辨别实验结果

将 4.1 和 4.2 节提取的运动模型转换频率,频谱峰值对称对、特征谱能量熵值 3 个特征通过 K-means 进行融合处理,实现运动特征和微动特征相融合的鸟与旋翼无人机的辨别。实验结果如图 13、14 和表 6、7 所示。

由图 13、14 和表 6、7 可知,旋翼无人机在平稳运动情况下,模型转换频率估计值集中在 0~0.01 之间,鸟目标的模型转换频率估计值处于 0.03 以上,可以得出旋翼无人机的模型转换频率估计值要比鸟类低一个数量级,



(a) 鸟类目标
(a) Birds target



(b) 无人机目标
(b) UAVs target

图 11 鸟与四旋翼无人机目标时频图 (STFT)
Fig. 11 Time-frequency diagram of bird and four-rotor UAVs target (STFT)

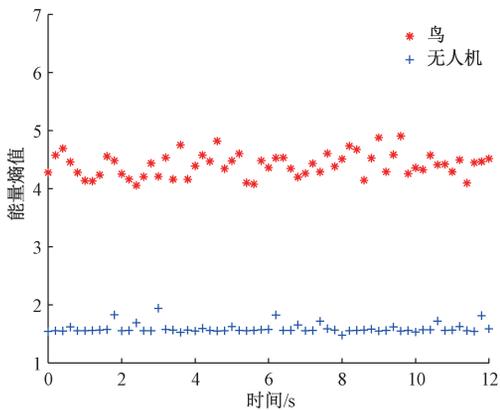
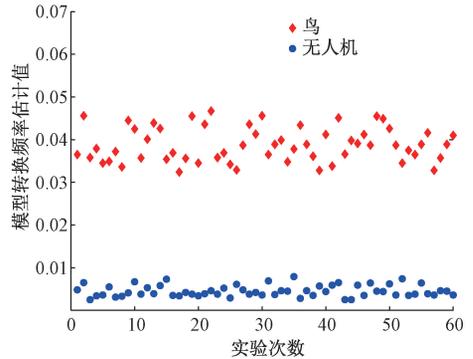
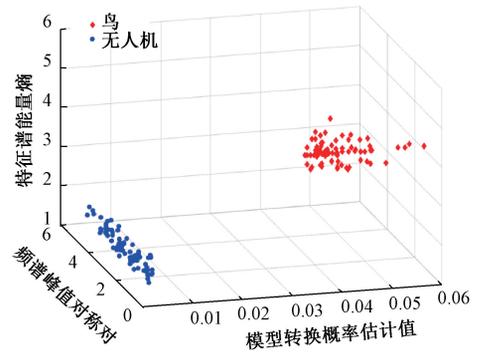


图 12 旋翼无人机和鸟的特征谱能量熵值
Fig. 12 Characteristic spectral energy entropy of rotary-wing UAVs and birds

在这种情况下,提取运动特征和特征融合的辨别准确率均达到了 100%。但旋翼无人机在机动性较强情况下,旋翼无人机的模型转换频率估计值与鸟类目标类似,同样处于 0.03 以上,两者发生了重叠,在该情况下,提取运动



(a) 运动特征辨别结果
(a) Motion feature discrimination results



(b) 特征融合辨别结果
(b) Feature fusion discrimination results

图 13 旋翼无人机平稳运动情况辨别结果

Fig. 13 Discrimination results of rotary-wing UAVs steady motion

表 6 旋翼无人机平稳运动情况辨别准确率

Table 6 The accuracy of identifying the steady motion of the rotary-wing UAVs

目标	运动特征辨别准确率/%	特征融合辨别准确率/%
鸟	100	100
无人机	100	100

表 7 旋翼无人机非平稳运动情况下辨别准确率 (无人机机动运动情况)

Table 7 Discrimination accuracy rate in the case of non-stationary motion of the rotary-wing UAVs (UAVs maneuvering motion)

目标	运动特征辨别准确率/%	特征融合辨别准确率/%
鸟	50	100
无人机	0	100

特征对于鸟类目标的辨别准确率下降了 50%,对于旋翼无人机目标的辨别准确率降为 0,可知此时提取运动特征无法实现两者的辨别,而特征融合后的辨别准确率依然为 100%,可以实现两者的辨别。将运动模型转换频率估计值、频谱峰值对称对、特征谱能量熵融合处理后,旋翼无人机在平稳及非平稳运动情况均能实现鸟与旋翼无

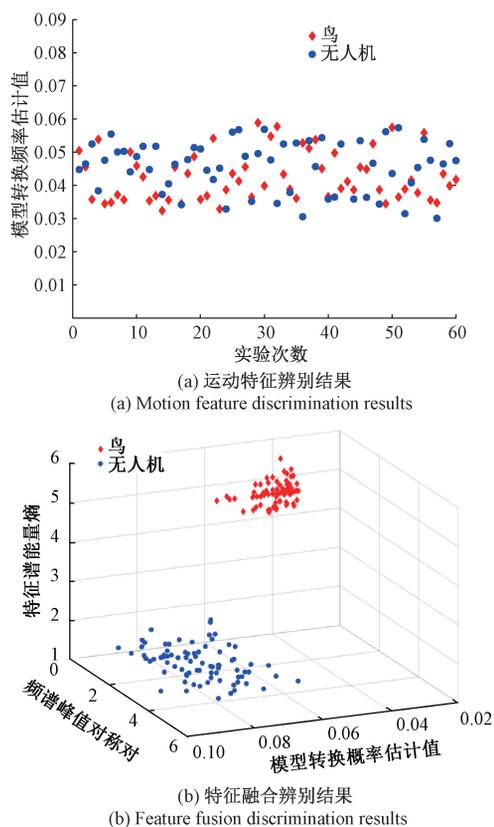


图 14 旋翼无人机非平稳运动情况下
辨别结果(无人机机动运动情况)

Fig. 14 Discrimination results in the case of non-stationary rotary-wing UAVs motion
(UAVs maneuvering motion)

人机的辨别,解决了无人机处于机动性较高情况下单独提取运动特征无法辨别鸟和旋翼无人机目标的问题。

5 结 论

针对旋翼无人机和鸟类目标的辨别问题,本文提出一种将微动特征和运动特征融合处理的鸟和旋翼无人机的辨别方法,结果表明旋翼无人机在平稳运动情况下,提取运动特征(运动模型转换频率)和提取微动特征(频谱峰值对称对、特征谱能量熵)均可以实现旋翼无人机和鸟的辨别,但旋翼无人机机动性较强时,其对应的运动模型转换频率估计值和鸟目标相近,导致辨别方法性能下降,而将提取的运动特征和提取的微动特征融合处理之后,两者具有较强的可分性,辨别准确率得到有效提升。

参考文献

[1] 王维,项洪达. 鸟击风险计算方法研究[J]. 中国民航大学学报,2019,37(5): 21-24.
WANG W, XIANG H D. Bird strike aircraft risk

probability airport collision risk model [J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2019, 37, (5): 21-24.

[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 SH, 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 Radar, 2020, 9(5): 803-827.

[3] 段儒杰,行鸿彦,陈子正,等. 基于被动音频的低小慢目标探测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2021, 35(10):41-47.
DUAN R J, XING H Y, CHEN Z ZH, et al. Detection method of low slow and small target based on passive audio [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10):41-47.

[4] 张静,张科,王靖宇,等. 低空反无人机技术现状与发展趋势[J]. 航空工程进展,2018,9(1):1-8.
ZHANG J, ZHANG K, WANG J Y, et al. A survey on anti-UAV technology and its future trend[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2018,9(1): 1-8.

[5] 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 SH, 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.

[6] BENNETT C, JAHANGIR M, FIORANELLI F, et al. Use of symmetrical peak extraction in drone micro-Doppler classification for staring radar[C]. 2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20), 2020:1-6.

[7] FUHRMANN L, BIALLAWONS O, KLARE J, et al. micro-Doppler analysis and classification of UAVs at Ka band[C]. 2017 18th International Radar Symposium, IEEE, 2017:1-9.

[8] HARMANNY R I A, DE WIT J J M, PREMEL-CABIC G. Radar micro-Doppler mini-UAV classification using spectrograms and cepstrograms[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2015, 7(3-4): 469-477.

[9] TORVIK B, OLSEN K E, GRIFFITHS H. Classification of birds and UAVs based on radar polarimetry[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(9): 1-5.

- [10] KIM B K, KANG H S, PARK S O. Drone classification using convolutional neural networks with merged Doppler images[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 14(1):38-42.
- [11] PARK S H, JUNG J H, CHA S B, et al. In-depth analysis of the micro-Doppler features to discriminate drones and birds[C]. 2020 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC), 2020:1-3.
- [12] REN J, JIANG X. Regularized 2-D complex-log spectral analysis and subspace reliability analysis of micro-Doppler signature for UAV detection [J]. Pattern Recognition, 2017, 69:225-237.
- [13] 何炜琨,张鑫蕴,王晓亮,等. 阵列雷达鸟类回波信号精细建模与特征分析[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9):262-270.
HE W K, ZHANG X Y, WANG X L, et al. Refined modeling and feature analysis of birds echoes for array radar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9):262-270.
- [14] 王宝帅. 基于微多普勒效应的空中飞机目标分类研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2015.
WANG B SH. Study on classification of airplane targets based on micro-Doppler effect [D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [15] 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 CH 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.
- [16] 杨贵福,刘鲁涛. 基于交互式多模型的雷达单目标跟踪算法[J]. 应用科技, 2021, 48(4):54-60.
YANG G F, LIU L T. Radar single target tracking algorithm based on interactive multiple models [J]. Applied Science and Technology, 2021, 48(4):54-60.
- [17] KUNTAMALLA S, REDDY L R G. An efficient and automatic systolic peak detection algorithm for photoplethysmographic signals [J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 97(19):18-23.
- [18] DE WIT J J M, HARMANNY R I A, MOLCHANOV P. Radar micro-Doppler feature extraction using the singular value decomposition [C]. International Radar Conference, 2014: 1-6.
- [19] OH B S, GUO X, WAN F Y, et al. An EMD-based micro-Doppler signature analysis for mini-UAV blade flash reconstruction [C]. International Conference on Digital Signal Processing (DSP), London, UK, 2017:1-5.
- [20] 刘凯越,张晨新,刘刚,等. 鸟类目标的微多普勒特征分析与提取[C]. 2017年全国微波毫米波会议, 2017:272-275.
LIU K Y, ZHANG CH X, LIU G, et al. Micro-Doppler feature analysis and extraction of bird targets [C]. 2017 National Microwave and Millimeter Wave Conference, 2017:272-275.

作者简介



何炜琨(通信作者), 2000年于中央民族大学获得学士学位, 2003年于中国民航大学获得硕士学位, 2012年于天津大学获得博士学位, 现为中国民航大学智能信号与图像处理重点实验室教授, 主要研究方向为雷达信号处理、风电场杂波抑制。

E-mail: hwkcauc@126.com

He Weikun (Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2000 from Minzu University of China, received her M. Sc. degree in 2003 from Civil Aviation University of China, received her Ph. D. degree in 2012 from Tianjin University. Now she is a professor in Civil Aviation University of China. Her main research interests include radar signal processing and clutter suppression of wind farms.