

## 基于双雷达微动特征融合的无人机分类识别

章鹏飞<sup>①</sup> 李刚<sup>\*①</sup> 霍超颖<sup>②</sup> 殷红成<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(清华大学电子系 北京 100084)

<sup>②</sup>(北京环境特性研究所 北京 100854)

**摘 要:** 无人机的日益流行在带来便利的同时也造成了潜在的威胁,对无人机进行分类识别具有重要意义。雷达微多普勒信号能够区分不同类型的无人机。为了提高基于微多普勒的无人机分类的鲁棒性,该文提出了一种多角度雷达观测微动特征融合的无人机识别方法。首先利用多部雷达同时从不同角度观测目标;然后对采集的雷达数据分别进行短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT),得到时频谱图;接着利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)从时频谱图中提取特征,将两个不同角度雷达传感器得到的特征融合在一起;最后利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行训练与分类识别。基于实际雷达数据的实验结果表明:两个雷达传感器观测融合得到的分类精度优于单个雷达传感器的分类精度,最终识别准确率较仅利用X波段雷达传感器方法提升了5%以上。

**关键词:** 微多普勒; 无人机; 目标识别; 多角度多波段观测

中图分类号: TN95

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2018)05-0557-08

DOI: [10.12000/JR18061](https://doi.org/10.12000/JR18061)

**引用格式:** 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).

**Reference format:** 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).

## Classification of Drones Based on Micro-Doppler Radar Signatures Using Dual Radar Sensors

Zhang Pengfei<sup>①</sup> Li Gang<sup>①</sup> Huo Chaoying<sup>②</sup> Yin Hongcheng<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

<sup>②</sup>(Beijing Institute of Environmental Features, Beijing 100854, China)

**Abstract:** Classification of drones is important due to their increasing popularity and potential threats. The micro-Doppler signatures that depend on the rotation of rotor blades facilitate the classification of drones. To enhance the robustness of micro-Doppler based classification of drones, dual radar sensing classification scheme is proposed in this paper. First, time-frequency spectrograms are obtained by performing a short-time Fourier transform on the radar data collected by two radar sensors that have similar angular diversity. Then, principal components analysis is utilized to extract the features from the time-frequency spectrograms and the features obtained by the two radar sensors are fused together. Finally, the classification results are obtained by using the support vector machine. The experimental results show that the classification accuracy obtained by the fusion of dual radar sensors is 5% higher than that obtained by only using a single radar sensor.

**Key words:** Micro-Doppler; Drones; Target classification; Multi-angle and multi-band observation

收稿日期: 2018-08-23; 改回日期: 2018-10-22; 网络出版: 2018-10-30

\*通信作者: 李刚 [gangli@tsinghua.edu.cn](mailto:gangli@tsinghua.edu.cn)

基金项目: 装备预研教育部联合基金、装备预研基金重点实验室基金

Foundation Items: Ministry Research Foundation, Ministry Key Laboratory Research Foundation

## 1 引言

近年来,随着无人机产业快速发展,无人机在航拍、农业、监测、测绘等领域的作用日益显现。然而,无人机的日益增多引发了一些安全担忧,如其对空中交通管理的潜在威胁,以及其滥用于犯罪行为甚至恐怖袭击等<sup>[1-3]</sup>。因此,对不同类型的无人机进行准确的检测和分类具有重要的意义。

由于雷达具有全天候全天时工作的能力,并且具有实现远距离识别的优势,近几年来利用雷达对无人机进行分类识别开始受到重视。文献<sup>[4]</sup>提出了从窄带雷达跟踪目标的回波信号中提取飞行轨迹模式与速度特征,以区分无人机与其他鸟类、载人飞机。文献<sup>[5,6]</sup>通过数值仿真和实验测量分析研究了无人机雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)的变化从而实现对无人机进行分类。文献<sup>[7]</sup>提出了采用仿真计算与室内测量研究了无人机极化散射特性,揭示了无人机与金属化仿真模型的全极化散射特性差异。文献<sup>[8]</sup>提出了采用多极化雷达对目标进行观测的方案,实现对鸟类与无人机的区分。此外,基于微多普勒效应的无人机检测与识别是一个重要的研究方向<sup>[9-13]</sup>。

所谓“微多普勒效应”,指的是雷达目标在进行平动的同时,其整体或部件伴随有振动、旋转、摇摆或其他形式的微运动,使得雷达回波在平动多普勒频率之外还包含附加的时变频率调制的物理现象<sup>[9]</sup>。微多普勒特征是目标内部部件精细运动在雷达回波中的反映,近年来被广泛应用于人类行为分类<sup>[10,11]</sup>、手势识别<sup>[12,13]</sup>,目标分类<sup>[14-16]</sup>等各类雷达目标的分类及识别中。文献<sup>[17]</sup>通过提取无人机的微多普勒信号特征实现对无人机的分类识别。文献<sup>[18]</sup>利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)与无人机的微多普勒时频图进行无人机分类识别,准确率达到了94.7%。文献<sup>[19]</sup>通过实验表明时频图的相位信息也可以被利用来提高无人机的识别率。文献<sup>[20,21]</sup>提出利用多角度或者多站点的雷达观测的微多普勒特征相对于单站点雷达信号而言,有助于提高无人机的识别鲁棒性。

针对提高无人机识别的准确率,本文重点研究了基于多角度雷达传感器观测和微动特征的无人机分类方法。首先采用时频分析方法获得无人机的微动特性时频图,然后利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)从时频图中提取特征,并对多角度雷达传感器观测的数据进行特性融合。相对于单个角度雷达传感器观测而言,多角度雷达传感器观测的融合特征的维数增加了一倍。最后利用支持向量机(Support Vector Machine,

SVM)进行训练与识别不同类型的无人机。基于实测数据的实验结果表明,该方法对3种典型无人机的分类效果良好,多角度雷达传感器观测融合得到的分类精度优于单角度雷达传感器。

## 2 实验数据采集

实验采用双波段连续波雷达系统同时从不同角度对无人机进行数据采集。采用两个不同波段雷达是为了避免两个传感器之间的相互干扰。其中K波段雷达的载波频率 $f_{\text{carrier}} = 24 \text{ GHz}$ ,X波段雷达的载波频率 $f_{\text{carrier}} = 9.8 \text{ GHz}$ ,基带采样频率 $f_{\text{sample}} = 8 \text{ KHz}$ 。根据奈奎斯特采样定理,在该采样频率下,避免了无人机的微多普勒模糊。图1显示了实验系统的场景几何位置,其中两个雷达传感器之间的距离为1 m,无人机与两个雷达传感器中心之间的初始距离为1.2 m。

实验采集了3种不同类型的无人机包括四轴无人机、直升机、六轴无人机,如图2所示。由于微多普勒信号对相位角<sup>[15]</sup>高度敏感,因此采用了6个不同的垂直和水平位置来固定无人机,从而实现对无人机不同角度的观测。每个固定装置的重复测量10次,每次6 s,总共有(2部雷达) $\times$ (6 s) $\times$ (3类无人机) $\times$ (6个固定位置) $\times$ (10次测量)=2160 s的测量数据。

## 3 基于微动特征的无人机分类

典型的基于微多普勒特征识别的过程一般包括回波信号预处理、目标特征提取与选择、特征数据集构建、分类器训练和识别等如图3所示,其中图4为图3红框部分的流程图,具体处理论述见本节。

### 3.1 时频分析

首先将实测回波数据分割成若干个分段测量回波样本。本文设置每个分段回波样本的时间长度为

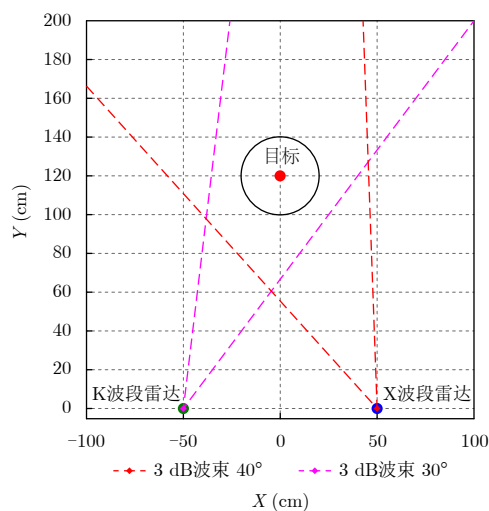


图 1 实验场景几何示意图

Fig. 1 The experimental geometry



图 2 3类无人机示意图

Fig. 2 Appearance of the drones

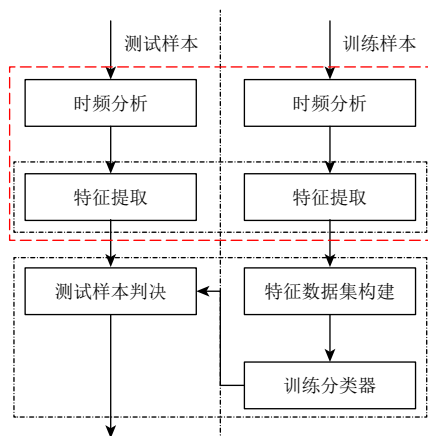


图 3 典型识别流程

Fig. 3 Typical flow chart of radar recognition

0.5 s, 这个时间长度足够包含若干个无人机的回波旋转周期, 从而确保获得精确的微多普勒调制。然后利用高斯窗的短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)对样本进行时频分析。

$$STFT\{x[n]\}(m, \omega) \equiv X(m, \omega) \equiv \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n] w[n-m] e^{-j\omega n} \quad (1)$$

其中,  $x[n]$ 是离散的时间信号,  $w[n]$ 是短时傅里叶变换的窗函数,  $m$ 是窗函数滑动的位置,  $\omega$ 是角频率。因此STFT的结果实际上就是信号在时间和频率平面上的分布, 描述无人机回波的瞬时频率与时间的变化关系。图5提供了K波段和X波段雷达传感器得到的3种无人机的时频图。

从图5可以看出, 无人机目标的微多普勒调制显现周期特性, 其中直升机的回波信号结构较为简单, 微动分量周期特性分明, 而多轴无人机的回波信号较为复杂, 微动分量周期边缘起伏程度较为明显。这是因为直升机的旋翼结构相对比较简单, 主旋翼共用一个转子, 而多轴无人机包含多个转子和对应的旋翼桨, 尽管转子转动的角速度一般是一致的, 但每两个转子之间初始相位差并不固定, 因此不同类型的无人机的雷达回波中的多普勒频率调制有着较大的差别, 可依据这些特性实现对无人机目标的分类。

### 3.2 特征提取

PCA是一种基于目标统计特性的最佳正交变换。由于它能够有效地消除冗余数据并且本身的计算量小, 能很好地用于实时处理, 本文采用PCA进行特性提取。首先将2维时频图进行向量化操作,

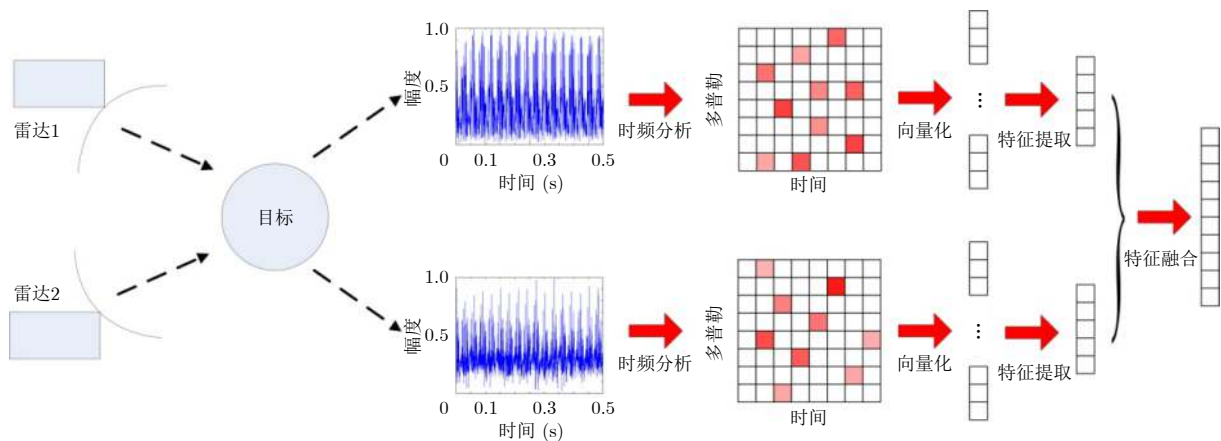


图 4 特征提取与融合流程示意图

Fig. 4 The flow chart of feature extraction and fusion with dual radar sensors

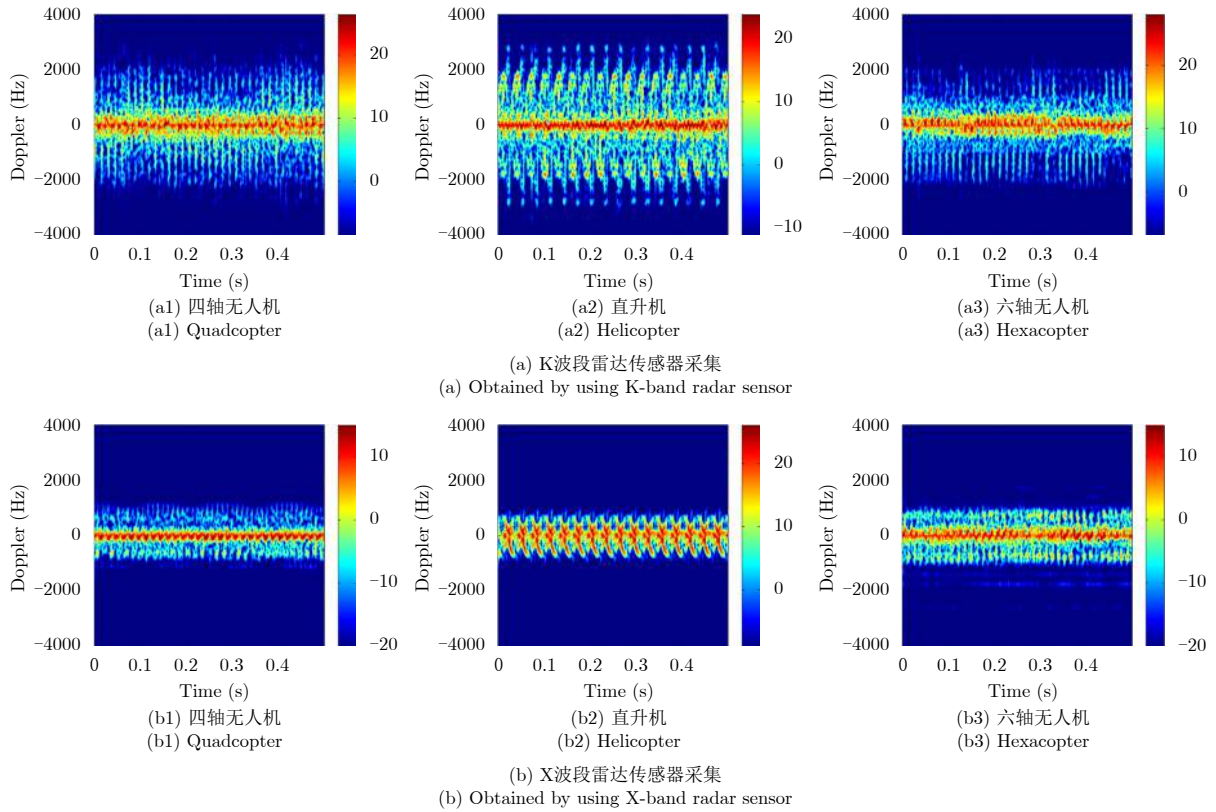


图5 3种无人机的时频图

Fig. 5 Spectrograms of three types of drones

排列为1维向量 $\boldsymbol{x}$ , 则可以得到训练样本集 $\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \dots, \boldsymbol{x}_n\}$ 。利用PCA求特征向量:

$$\min_{\boldsymbol{U}^T \boldsymbol{U} = \boldsymbol{I}, \boldsymbol{Y}} \|\boldsymbol{X} - \boldsymbol{U}\boldsymbol{Y}\|_F^2 \quad (2)$$

其中,  $\boldsymbol{U}$ 为投影特征向量,  $\boldsymbol{Y}$ 为投影特征。最后, 通过计算所选择的主成分投影特征向量与获得的时频图向量之间的内积, 实现了特性提取。对于两个观测角度的雷达样本数据通过如下公式进行融合求解:

$$\left\langle \begin{array}{l} \min_{\boldsymbol{U}_1^T \boldsymbol{U}_1 = \boldsymbol{I}, \boldsymbol{Y}_1} \|\boldsymbol{X}_1 - \boldsymbol{U}_1 \boldsymbol{Y}_1\|_F^2 \\ \min_{\boldsymbol{U}_2^T \boldsymbol{U}_2 = \boldsymbol{I}, \boldsymbol{Y}_2} \|\boldsymbol{X}_2 - \boldsymbol{U}_2 \boldsymbol{Y}_2\|_F^2 \end{array} \right\rangle \rightarrow \boldsymbol{Y} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{Y}_1 \\ \boldsymbol{Y}_2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

图6(a)和图6(b)分别展示了仅使用K波段雷达传感器和仅使用X波段雷达传感器的实验数据的前3个特征分布(即 $\boldsymbol{Y}(1:3)$ )。图6(c)显示了利用t分布邻域嵌入算法(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)<sup>[22]</sup>将两个角度观测的雷达融合特征分布在3维空间的可视化分布。从图6中可以看出, 融合了两个角度两个波段观测的雷达传感器特征相对于单角度单波段观测的雷达传感器而言, 进一步增强了特征空间的聚类。

### 3.3 SVM分类器

通过上述预处理与特征提取得到训练特征数据集, 如何提高目标识别的正确率是分类器需要解决的问题。由于微多普勒信号对相位角较为敏感, 而在实际中常常不能得到目标所有相位角度的回波结果, 因此导致数据集的不完备性。传统的线性分类方法常常不能得到良好的目标识别性能。基于结构风险最小原理(Structure Risk Minimization, SRM)和核技巧, SVM<sup>[23]</sup>通过映射原始的特征矢量到高维空间, 算法仅依赖于训练库的子集, 具有良好的推广能力, 计算复杂度低。本文采用SVM分类器来评估性能, 其判决函数

$$f(x_i) = \text{Sgn} \left( \sum_{j=1}^q w_j K(x_i, x_j) + w_0 \right) \quad (4)$$

式中:  $q$ 为支持向量个数 $\{x_1, x_2, \dots, x_q\}$ ,  $\{w_0, w_1, \dots, w_q\}$ 为权值, 核函数 $K(x_i, x_j)$ 定义类特征空间内积。本文采用最常见的径向基函数为 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2)$ 。本文采用“一对一”方式,  $\sigma=1$ 来训练SVM。

## 4 实测数据结果分析

为了评估该方法的分类性能, 每一类目标数据



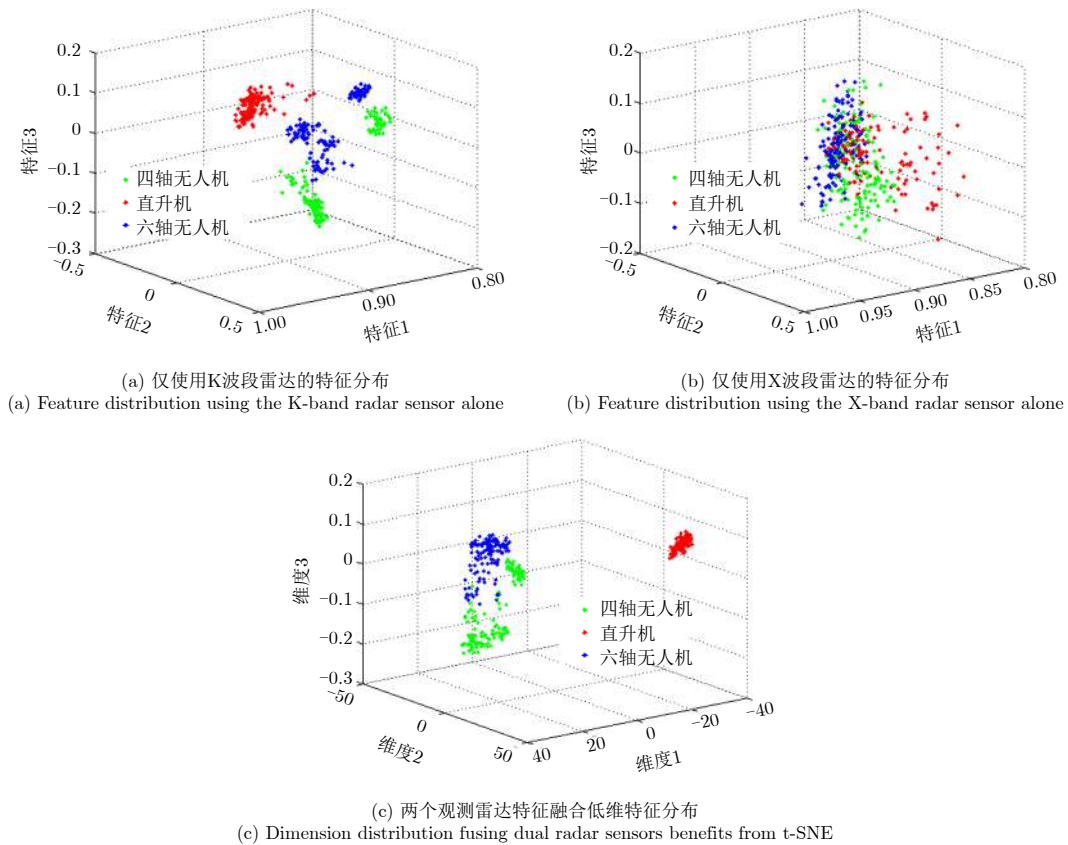


图6 实验数据的特征分布

Fig. 6 Feature distribution of the experimental data

随机抽取30%即216个样本作为训练样本，剩下70%即504个样本作为测试样本进行分类器的训练与测试。对于不同波段雷达数据采用100次蒙特卡洛实验得到的平均结果如表1-表3所示。

如表1-表3所示，直升机更容易与其他两类无人机区分，这是因为直升机的主旋转叶片共用一级转子，以固定相位旋转，而其他两类无人机的旋转叶片之间的旋转相位差并不固定导致每个叶片的回波相位并不相关。此外由于K波段雷达传感器的波长较短，单独使用K波段雷达传感器比单独使用X波段雷达传感器具有更高的分类准确率。当无人机由双波段雷达传感器同时从不同角度测量时，采用双角度双波段雷达观测的融合特征量是单独使用单雷达传感器的两倍，因此融合后提高了目标分类的准确率。

#### 4.1 不同训练样本比例下的识别率分析

本实验考察了在不同的训练样本比例下的3类无人机识别率。设置训练样本比例从10%增加到90%，间隔为10%，采用100次蒙特卡洛实验得到的平均识别率如图7所示。

由图7可知，随着训练样本比例增大，基于双雷达传感器融合的方法、基于K波段雷达传感器和

表1 仅利用K波段雷达传感器识别混合矩阵

Tab. 1 Confusion matrix using only the K-band radar sensor

目标类型	分类结果		
	四翼机	直升机	六翼机
四翼机	97.74%	0.00%	4.54%
直升机	0.00%	100%	2.67%
六翼机	2.26%	0.00%	92.79%

表2 仅利用X波段雷达传感器识别混合矩阵

Tab. 2 Confusion matrix using only the X-band radar sensor

目标类型	分类结果		
	四翼机	直升机	六翼机
四翼机	90.01%	10.36%	22.38%
直升机	0.36%	88.26%	0.08%
六翼机	9.63%	1.38%	77.54%

表3 融合双观测角度的雷达传感器识别混合矩阵

Tab. 3 Confusion matrix fusing dual-angle radar sensors

目标类型	分类结果		
	四翼机	直升机	六翼机
四翼机	98.88%	0.00%	3.42%
直升机	0.00%	99.69%	1.98%
六翼机	1.12%	0.31%	94.60%

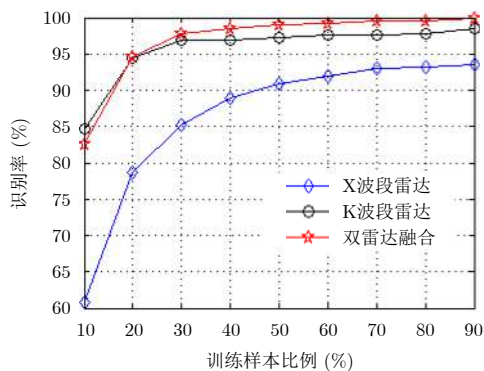


图 7 识别率随训练样本比例变化情况

Fig. 7 Recognition accuracy under different sizes of training set

基于X波段雷达传感器的方法的识别率均提高。基于双雷达传感器融合方法能够进一步提高基于单雷达传感器方法的识别率。

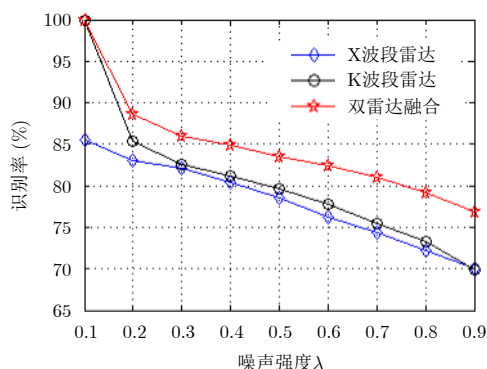
#### 4.2 不同噪声水平下的识别率分析

本实验考察了在不同噪声水平下的3类无人机识别率。实验中，将无人机的实测雷达信号与仿真加性高斯白噪声(AWGN)按照如下方式混合<sup>[13]</sup>：

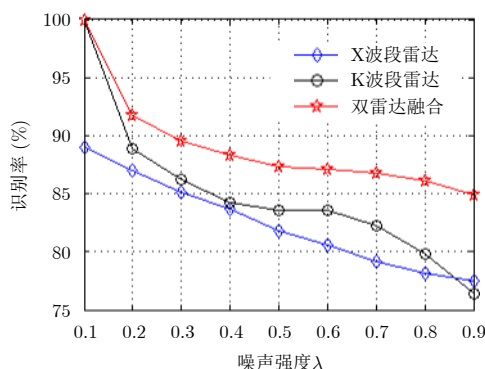
$$s = \frac{x}{\sqrt{\|x\|_2}} + \lambda\varepsilon \quad (5)$$

其中， $x$ 是无人机的实测雷达信号， $x/\sqrt{\|x\|_2}$ 是能量归一化的信号； $\varepsilon$ 是均值为0方差为1的高斯噪声， $\lambda$ 是非负数，表示高斯噪声的强度。由式(5)可知，混合信号 $s$ 中，实测信号能量与噪声能量之比为 $1/\lambda^2$ ；但是需要注意的是信号 $s$ 的SNR小于 $1/\lambda^2$ ，因为实测信号 $x$ 中也含有噪声。对于得到的混合信号 $s$ ，采用第3节中的处理方法进行特征提取与分类识别。设置噪声强度 $\lambda$ 从0.1增加到0.9，间隔为0.1。在30%和70%训练样本下，采用100次蒙特卡洛实验得到的平均识别率如图8所示。

图8表明，随着加性噪声的强度变大，基于单雷达传感器的方法的识别率下降较快，基于双雷达传感器融合方法的识别率超过了基于单雷达传感器的方法。此外，在训练样本较少的情况下(30%数据作为训练样本)，基于双雷达传感器融合方法的识别率在低噪声水平下相对于基于单雷达传感器的方法具有优势，这一结果与图7的结果保持一致。



(a) Using 30% of data for training



(b) Using 70% of data for training

图 8 识别率随加性噪声强度变化情况

Fig. 8 Recognition accuracies under different levels of additive Gaussian white noise

## 5 结论

本文研究了一种基于多角度双波段雷达观测特征融合提高无人机分类精度的方法。基于观测数据的实验结果表明，采用双角度双波段雷达传感器进行特征融合相对于单个雷达传感器而言可以获得更高的目标分类精度。本文的研究成果可拓展到双/多基地雷达中。在下一步工作中，将进一步研究多角度的相干通道雷达的微多普勒特征融合的提高无人机分类性能的方法。

### 参 考 文 献

[1] De Wit J J M, Harmanny R I A, and Prémel-Cabic G. Micro-Doppler analysis of small UAVs[C]. Proceedings of

the 9th European Radar Conference, Amsterdam, Netherlands, 2012: 210-213.

[2] De Wit J J M, Harmanny R I A, and Molchanov P. Radar micro-Doppler feature extraction using the Singular Value Decomposition[C]. Proceedings of 2014 International Radar Conference, Lille, France, 2014: 1-6. DOI: [10.1109/RADAR.2014.7060268](https://doi.org/10.1109/RADAR.2014.7060268).

[3] 夏铭禹, 赵凯, 倪威. 要地防空反无人机系统及其关键技术[J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40(2): 53-60, 71. DOI: [10.3969/j.issn.1673-3819.2018.02.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-3819.2018.02.010).

Xia Ming-yu, Zhao Kai, and Ni Wei. Anti-UAV system and key technology for key point defense[J]. *Command Control & Simulation*, 2018, 40(2): 53-60, 71. DOI: [10.3969/j.issn.1673-3819.2018.02.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-3819.2018.02.010).

- [4] Mohajerin N, Histon J, Dizaji R, *et al.* Feature extraction and radar track classification for detecting UAVs in civilian airspace[C]. Proceedings of 2014 IEEE Radar Conference, Cincinnati, USA, 2014: 674–679. DOI: [10.1109/RADAR.2014.6875676](https://doi.org/10.1109/RADAR.2014.6875676).
- [5] Ritchie M, Fioranelli F, Griffiths H, *et al.* Micro-drone RCS analysis[C]. Proceedings of 2015 IEEE Radar Conference, Johannesburg, South Africa, 2015: 452–456. DOI: [10.1109/RadarConf.2015.7411926](https://doi.org/10.1109/RadarConf.2015.7411926).
- [6] Schroder A, Renker M, Aulenbacher U, *et al.* Numerical and experimental radar cross section analysis of the quadcopter DJI phantom 2[C]. Proceedings of 2015 IEEE Radar Conference, Johannesburg, South Africa, 2015: 463–468. DOI: [10.1109/RadarConf.2015.7411928](https://doi.org/10.1109/RadarConf.2015.7411928).
- [7] 白杨, 吴洋, 殷红成, 等. 无人机极化散射特性室内测量研究[J]. 雷达学报, 2016, 5(6): 647–657. DOI: [10.12000/JR16032](https://doi.org/10.12000/JR16032).  
Bai Yang, Wu Yang, Yin Hong-cheng, *et al.* Indoor measurement research on polarimetric scattering characteristics of UAV[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(6): 647–657. DOI: [10.12000/JR16032](https://doi.org/10.12000/JR16032).
- [8] Torvik B, Olsen K E, and Griffiths H. Classification of birds and UAVs based on radar polarimetry[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(9): 1305–1309. DOI: [10.1109/LGRS.2016.2582538](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2582538).
- [9] Chen V C. The Micro-Doppler Effect in Radar[M]. Boston: Artech House, 2011: 35–60.
- [10] Kim Y and Ling H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(5): 1328–1337. DOI: [10.1109/TGRS.2009.2012849](https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2012849).
- [11] Fioranelli F, Ritchie M, and Griffiths H. Classification of unarmed/armed personnel using the NetRAD multistatic radar for micro-Doppler and singular value decomposition features[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(9): 1933–1937. DOI: [10.1109/LGRS.2015.2439393](https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2439393).
- [12] Kim Y and Toomajian B. Hand gesture recognition using micro-Doppler signatures with convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 7125–7130. DOI: [10.1109/ACCESS.2016.2617282](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2617282).
- [13] Li G, Zhang R, Ritchie M, *et al.* Sparsity-driven micro-Doppler feature extraction for dynamic hand gesture recognition[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(2): 655–665. DOI: [10.1109/TAES.2017.2761229](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2761229).
- [14] Stove A G and Sykes S R. A Doppler-based target classifier using linear discriminants and principal components[C]. Proceedings of 2003 International Conference on Radar, Adelaide, SA, Australia, 2003: 107–125. DOI: [10.1109/RADAR.2003.1278734](https://doi.org/10.1109/RADAR.2003.1278734).
- [15] 熊丁丁, 崔国龙, 孔令讲, 等. 基于互相关熵的非高斯背景下微动参数估计方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(3): 300–308. DOI: [10.12000/JR17007](https://doi.org/10.12000/JR17007).  
Xiong Dingding, Cui Guolong, Kong Lingjiang, *et al.* Micro-motion parameter estimation in non-Gaussian noise via mutual correntropy[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 300–308. DOI: [10.12000/JR17007](https://doi.org/10.12000/JR17007).
- [16] 王宝帅. 基于微多普勒效应的空中飞机目标分类研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2015: 4–22.  
Wang Bao-shuai. Study on classification of airplane targets based on micro-Doppler effect[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2015: 4–22.
- [17] Molchanov P, Egiazarian K, Astola J, *et al.* . Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures[C]. Proceedings of 2013 European Radar Conference, Nuremberg, Germany, 2013: 172–175.
- [18] Kim B K, Kang H S, and Park S O. Drone classification using convolutional neural networks with merged Doppler images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(1): 38–42. DOI: [10.1109/LGRS.2016.2624820](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2624820).
- [19] Ren J F and Jiang X D. 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. DOI: [10.1016/j.patcog.2017.04.024](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.04.024).
- [20] Ritchie M, Fioranelli F, Borrión H, *et al.* Multistatic micro-Doppler radar feature extraction for classification of unloaded/loaded micro-drones[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(1): 116–124. DOI: [10.1049/iet-rsn.2016.0063](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0063).
- [21] Zhang R, Li G, Clemente C, *et al.* Multi-aspect micro-Doppler signatures for attitude-independent L/N quotient estimation and its application to helicopter classification[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(4): 701–708. DOI: [10.1049/iet-rsn.2016.0271](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0271).
- [22] Van Der Maaten L and Hinton G. Visualizing data using t-SNE[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9(11): 2579–2605.
- [23] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 112–150.

## 作者简介



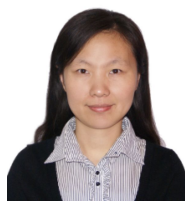
章鹏飞(1989-), 男, 江苏人, 工程师, 清华大学在读硕士研究生。主要研究方向为雷达信号处理与目标识别技术。

E-mail: zhang-pf16@mails.tsinghua.edu.cn



李 刚(1979-), 男, 2002年和2007年于清华大学电子系分别获得学士、博士学位, 现为清华大学电子系研究员、博士生导师, 研究方向为雷达成像、时频分析、稀疏信号处理、分布式信号处理等。

E-mail: gangli@tsinghua.edu



霍超颖(1982-), 女, 河北人, 博士生, 高级工程师, 电磁散射重点实验室, 主要研究方向为雷达特征提取与应用技术。

E-mail: 34604336@qq.com



殷红成(1967-), 男, 江西人, 博士后, 研究员, 电磁散射重点实验室, 主要研究方向为电磁场与微波技术。

E-mail: yinhc207@126.com