

基于实测数据的空中目标分类识别算法

李明 吴娇娇* 左磊 宋万杰 刘慧敏

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

(西安电子科技大学雷达技术协同创新中心 西安 710071)

摘要: 该文在分析由常规窄带雷达获得的直升机、螺旋桨和喷气式飞机实测回波数据特征的基础上, 提出一种基于多特征联合的分类识别算法。通过对大量实测回波数据的特征分析, 提取多普勒频移、幅度相对量、时域和频域波形熵、时频特征多个具有明显区分性的特征, 将其输入支撑向量机(SVM)分类器实现3类空中目标的分类。在分类的基础上, 基于回波数据的时频谱宽和对称性特征, 提出一种奇数与偶数片桨叶直升机识别方法。最后实测数据的处理结果验证了所提空中目标分类识别方法的有效性。

关键词: 目标分类; 特征提取; 时频分析; 直升机识别

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2606-08

DOI: 10.11999/JEIT180024

Aircraft Target Classification and Recognition Algorithm Based on Measured Data

LI Ming WU Jiaojiao ZUO Lei SONG Wanjie LIU Huimin

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(Collaborative Innovation Center of Radar at Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: After analyzing the features of three measured data from the low-resolution radar system, corresponding to the helicopter, the propeller, and the turbojet, an algorithm is proposed by using multiple features to classify and recognize the aircraft targets. First, multiple features are extracted, including Doppler frequency shift, relative magnitude, waveform entropy of time and frequency domain, and time-frequency domain features from the measured data. Then, these features are utilized for classification purpose by means of the Support Vector Machine (SVM). Finally, owing to the symmetry and the width of time-frequency distributions of the returned signals between the helicopters with odd and even blades, a method is proposed to recognize of helicopter. The experimental results of measured data verify the effectivity of the proposed algorithms.

Key words: Target classification; Feature extraction; Time-frequency signatures; Helicopter recognition

1 引言

现代战争都是陆海空天4维一体, 其中空中目标具有快速、机动等特征, 通常作为战争的排头兵。在战场的空中飞行着各种各样的武器, 包括民航飞机、螺旋桨飞机、直升机等。对于防御方而言, 需要对空中入侵目标进行分类识别, 以确定其

对己方的威胁性, 并制定相应的应对策略。乌克兰战争中击落马航客机事件就是由于空中目标分类能力差造成的, 在造成了巨大的人道危机的同时也增加了研究空中飞机目标的分类识别问题的必要性。

目标回波的微多普勒效应, 指目标或其上部件的振动、旋转等微运动形式对回波的频率调制特性^[1,2]。相比于目标整体运动所产生的多普勒效应, 微多普勒特征能够表征一些目标独有的细节: 如直升机回波的调制特性中隐含了其旋转桨叶的个数、尺寸和旋转速度等信息, 这些细节信息对于目标的分类识别大有裨益。利用目标的微多普勒特征对目标进行分类识别是目前的一个研究热点^[3,4]。文献^[5]利用微多普勒调制特性中信号能量分布的差异性实现了地面3种不同目标的分类。文献^[6]应用

收稿日期: 2018-01-08; 改回日期: 2018-06-21; 网络出版: 2018-07-20

*通信作者: 吴娇娇 2902432613@qq.com

基金项目: 国防预研基金(61424010302162401002), 国家自然科学基金(61501342), 陕西省自然科学基金(2017JM6019)

Foundation Items: The National Defense Foundation of China (61424010302162401002), The National Natural Science Foundation of China (61501342), The Shaanxi Natural Science Foundation of China (2017JM6019)

双相干谱分析技术, 提取目标的微动特征, 实现了空中目标的分类。在空中目标分类识别领域, 微多普勒特征应用更为广泛。文献[7]提取分形特征来反映不同目标的几何外形及回波调制特性, 实现了窄带雷达体制下不同空中目标的分类。文献[8]分析了多种时域和频域的调制特征, 如JEM的谱线间隔及谱宽、中心矩等特征, 在特征分析的基础上实现了3类飞机目标的分类。文献[9]应用分数阶傅里叶变换, 在分数域提取特征, 丰富了常规的特征域, 实现了几种飞机目标的分类。文献[10,11]将回波信号变换至时频域进行分析, 从时频图的角度提取反映微动特性的特征量, 并分别在仿真和实测环境下实现了几种飞机目标的分类。文献[12]应用图像处理的方法实现了目标的特征提取和分类。

目前对空中目标分类识别的研究, 多着重于对其分类功能的实现, 识别功能的实现有待进一步的研究。针对这种情况, 且考虑到仿真实验的不足^[13,14], 本文在对实测数据分析的基础上引入了一种多特征组合的思路, 实现了不同空中目标的分类和直升机目标的识别。在分类阶段, 本文提取了时域的幅度相对量及时域波形熵, 频域的多普勒频移值及频域波形熵, 以及时频域的瑞利熵特征, 各个域特征的组合不仅利用了目标自身的静态结构特征, 而且充分体现了其整体平动和旋转微运动的特性, 这是一种受其它因素影响较小的稳定特征组合, 能够有效地实现对目标的分类。在识别阶段, 通过对奇数与偶数片桨叶直升机回波的时频特征分析, 提出利用时频谱宽和对称性特征实现两种直升机目标的识别方法, 并利用此方法实现了直9和米171这两种型号的直升机的识别。对实测数据的处理也证实本文的算法能实现不同空中目标的分类, 对直升机的识别也有较好的效果。

2 回波模型及分析

2.1 回波模型

对于常规窄带雷达, 其信号波长远小于常规飞机目标尺寸, 目标回波可以近似为由多个雷达散射点回波组成的集合。带有旋翼的飞机目标, 其雷达回波信号主要由机身、主旋翼、尾旋翼及轮毂回波分量组成, 由于尾旋翼及轮毂反射能量较小, 本文主要考虑机身和主旋翼回波。

图1为目标旋翼部件与雷达的几何关系, R_0 为雷达与旋转中心的初始距离值, R_P 为旋翼上一散射点 P 与雷达的距离值, l_P 为该散射点 P 与旋转中心点的距离值。旋转中心的高度值为 h , 其相对于雷达方向的俯仰角为 β , 方位角为 α , 散射点 P 在 t 时刻时的方位角为 θ_t 。目标位于雷达的远场区

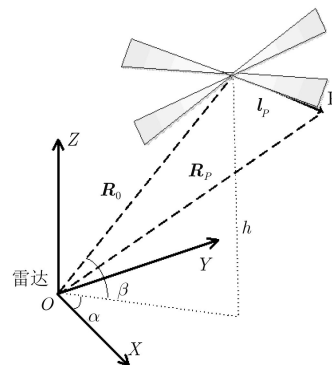


图1 雷达与旋翼的几何关系

域, $(l_P/R_0)^2 \rightarrow 0$ 。

雷达发射信号为窄带线性调频信号, 对收到的回波信号进行下变频, 脉冲压缩处理后进行多脉冲积累, 空中目标的回波信号可以表示为

$$s_R(t) = s_1(t) + \beta(\alpha, \beta)s_2(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, $s_1(t)$ 为机身回波, $s_2(t)$ 为主旋翼回波, $\beta(\alpha, \beta)$ 为对应的系数, 由雷达的俯仰角和方位角决定, $n(t)$ 为高斯白噪声。在脉冲积累时间内, 若无拐弯、翻滚等剧烈运动, 机身可视为匀速运动, 对应多普勒频率为 f_d 。所以机身回波可以近似表示为

$$s_1(t) = \exp\{-j2\pi f_d t\} \quad (2)$$

设旋翼桨叶长为 L , 桨叶的旋转角速度为 Ω , 旋翼部分的回波为 N 个桨叶回波之和, 回波可近似为

$$\begin{aligned} s_2(t) &= \sum_{k=0}^{N-1} s_{k,2}(t) \\ &= \sum_{k=0}^{N-1} \left(L \cdot \text{sinc} \left[\frac{2\pi}{\lambda} L \cos \beta \cos \theta_{kt} \right] \right) \\ &\quad \cdot \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} \left(R_0 + \frac{L}{2} \cos \beta \cos \theta_{kt} \right) \right\} \\ &\quad \cdot \exp \{-j2\pi f_d t\} \end{aligned} \quad (3)$$

将旋翼部件的回波变换至频域:

$$S_2(f) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} 2\pi C_k \delta(f - f_d - kN\Omega) \quad (4)$$

其中, C_k 为幅度, $\delta(\cdot)$ 为冲激函数。旋翼对回波的调制特性在频域表现为以平动多普勒频移值 f_d 为中心的边带, 单边谱宽 B 为

$$B = \frac{8\pi\Omega L \cos \beta}{\lambda} \quad (5)$$

2.2 实测数据分析

本文采用的回波数据由一部L波段雷达收集, 2 MHz带宽, PRF为2 kHz。目标有直升机, 螺旋桨和喷气式3大类型, 其中直升机又包含直9和米171两种型号。回波数据分为训练数据集和测试数据集

两部分, 训练数据中目标的类型及型号均是已知的, 而混合数据则没有这些信息。训练集中, 直9、米171、螺旋桨和喷气式飞机各有100组数据, 涵盖了各种视角的情况; 测试集为这几种飞机回波数据的混合, 共有2254组。本文在对训练数据各个特征分析的基础上, 选择性能较好的特征来实现目标的分类及识别。

(1)喷气式飞机: 对于固定翼飞机, 其微多普勒效应最主要来源于涡轮喷气式发动机的叶片转动,

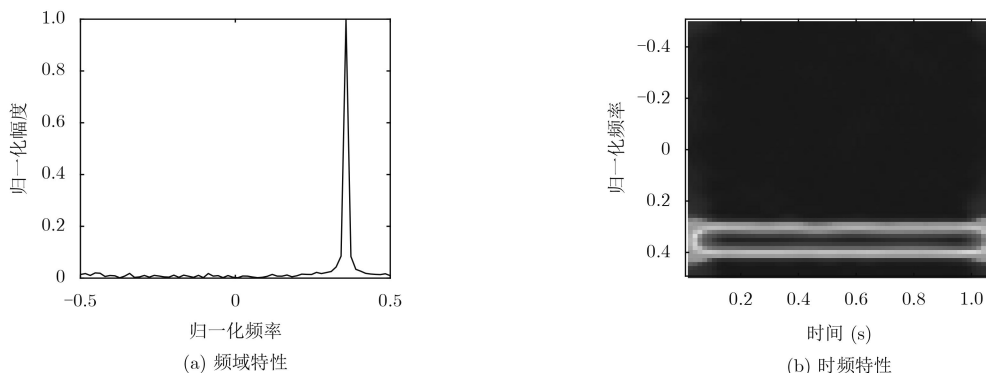


图2 喷气式飞机回波

(2)直升机: 直升机主旋翼的旋转平面通常与飞行方向平行, 地面雷达几乎在所有角度都可以观测到由其主旋翼产生的微多普勒效应, 所以其回波信号中 $\beta(\alpha, \beta) \neq 0$ 。图3中直升机回波的频谱及时频图也证实了这一观点。在时频图中可以看到, 除了占很大比例的机身回波, 在机身回波的两侧旋翼部件的回波非常明显。

(3)螺旋桨: 在飞行时, 螺旋桨的发动机叶片所在平面与飞机的飞行方向垂直, 这一特点使得叶片很容易被机身遮挡或当目标在雷达径向飞行时, 其微多普勒特性非常微弱, 其回波特性与固定翼飞机无异。在一些角度上, 其微多普勒特征是清晰可见的。图4为选取一段微多普勒信息较为明显的回波数据, 由于角度原因, 其微多普勒特性表现为和

称为喷气发动机调制(Jet Engine Modulation, JEM)。通常情况下由于发动机叶片本身的尺寸较小, 且在多数飞行姿态下会被遮挡, 回波中得到的JEM特征相对于机身回波非常微弱, 可以忽略, 即式(1)中 $\beta(\alpha, \beta) = 0$ 。图2为实测数据中喷气式飞机回波的频谱和时频图(短时傅里叶变换, STFT), 可以看到微多普勒特征的分量特别小。所以本文认为固定翼飞机的回波数据中仅包含机身分量而没有微多普勒特征。

机身分量平行的直线, 但能量非常微弱。

通过对理论模型和上述3种飞机实测回波的分析可知: 不同的飞机目标其旋转部件的位置、尺寸和运动特性等会存在差异, 这种不同会体现在回波的频域和时频域特性之中。通过提取回波的特征参数, 便可以实现目标的分类及识别。

3 分类

在分类阶段, 先对3类目标的训练数据进行特征提取及分析, 找到目标之间区分度较大的特征。在此基础上再选取合适的特征组合, 实现不同飞机目标的分类。

3.1 特征分析

(1)多普勒频移值: 在3类飞机中, 喷气式飞机的

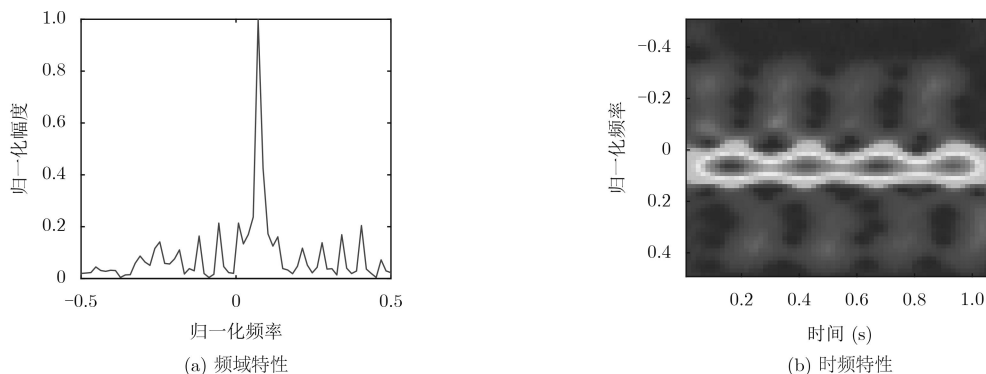


图3 直升机回波

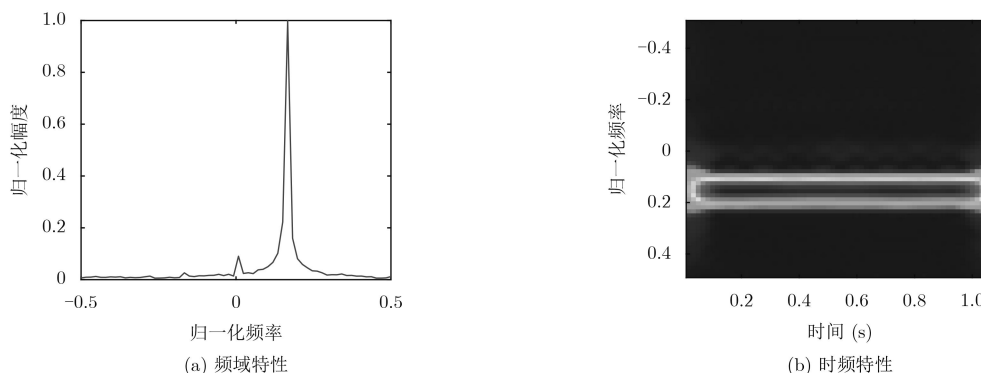


图4 螺旋桨回波

飞行速度较其它两类飞机大很多。在目标的视角相差不大时，目标运动速度越大，回波的多普勒频移值 f_d 越大。由于旋翼飞机速度受到一定条件的限制，所以通常较低。因而多普勒频移值特征可以用来将空中目标分为固定翼类飞机和非固定翼两大类。

(2)幅度相对量：回波的幅度相对量 g_a 能够反映飞机目标的旋转部件与其机身的比例关系，且这一特征受其他因素的影响较小，是一个比较稳定的特征。

$$g_a = \sigma_a / a \quad (6)$$

其中， σ_a 和 a 分别为回波的幅度均值和幅度方差。一般来讲，旋转部件占飞机结构的比例越大，幅度相对量的值越大；反之亦然。

(3)波形熵：当目标旋转部件的数目、直径和转速存在差异时，会导致回波波形上的差异。因现代各种类型的飞机其旋翼最外端的线速度相差不大，故主要是旋翼的桨叶数目和尺寸的不同导致了波形特性的差异。在旋翼的桨叶数目上，直升机和螺旋桨飞机相差不大；就旋翼部件的尺寸而言，前者要大于后者。在这里提取时域波形熵 E_x 和频域波形熵 E_f 来反映回波特性的差异。

$$E_x = - \sum_{i=1}^N p_i \lg(p_i) \quad (7)$$

$$E_f = - \sum_{i=1}^N q_i \lg(q_i) \quad (8)$$

其中， $p_i = x_i / \sum_{k=1}^N x_k$ 和 $q_i = X_i / \sum_{k=1}^N X_k$ 为归一化的时域信号和归一化的FFT变换， N 为信号长度。

图5为对训练数据分析所得到的各个特征量的分布情况。由多普勒频移值的分布情况可知，喷气式飞机的特征值要远大于其他两类飞机，表明可以利用速度这一信息将空中目标中的喷气式飞机识别出来。幅度相对量这一特征反映了目标回波中旋翼占总回波的比例，即式(1)中 $\beta(\alpha, \beta)$ 的大小。直升

机的旋翼尺寸远大于螺旋桨飞机的螺旋桨发动机尺寸，即使受到一定的遮挡也能观测到旋翼的微多普勒效应，所以直升机旋翼占整机的比例要远大于螺旋桨飞机的发动机所占比例值。前面实测数据分析部分也证实了直升机的此特征值较大，图5(b)中目标的特征分布也验证了本文的分析：直升机的幅度相对量特征要远大于螺旋桨类和喷气式飞机，借助这一特征可以将直升机与其他两类飞机区分开来。波形熵特征反映了信号能量分布的集散程度，由2.2节实测数据的频谱特性可以看到，在直升机回波的频谱中可以观察到较为明显的旋翼分量，而螺旋桨和喷气式则几乎观察不到微动分量，说明直升机的频域波形熵这一特征量最大；相对而言，其时域波形熵值则最小。

(4)时频谱瑞利熵：除了时域或频域特征，在这里还引入了时频域特征与前面的特征形成一组对比实验。信号通过短时傅里叶变换得到的时频分布为 $\rho(t, f)$ ，大小为 $N \times M$ ，时频谱瑞利熵的定义：

$$RE_{(t,f)} = \frac{1}{\alpha - 1} \log_2 \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^M \left(\frac{\rho[n, k]}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^M \rho[n, k]} \right)^\alpha \quad (9)$$

α 是满足 $\alpha > 2$ 的一个奇数，在这里将其值取为3。

时频谱熵衡量了信号时频域能量分布的分散程度，熵值越大表明能量分布越分散，反之则说明能量分布越集中。在实测数据分析章节中，通过3种飞机的时频分布情况可以知道：在时频域，直升机的微动分量最为明显，其能量分布也就最分散，理论上其熵值应最大。图6中训练数据的特征分布情况也与我们的分析吻合，直升机的特征值要远大于其他两类飞机，此特征可将直升机区分开来。

3.2 分类方法

利用多普勒频移值、幅度相对量和熵特征来对3类飞机进行分类，处理步骤如下：

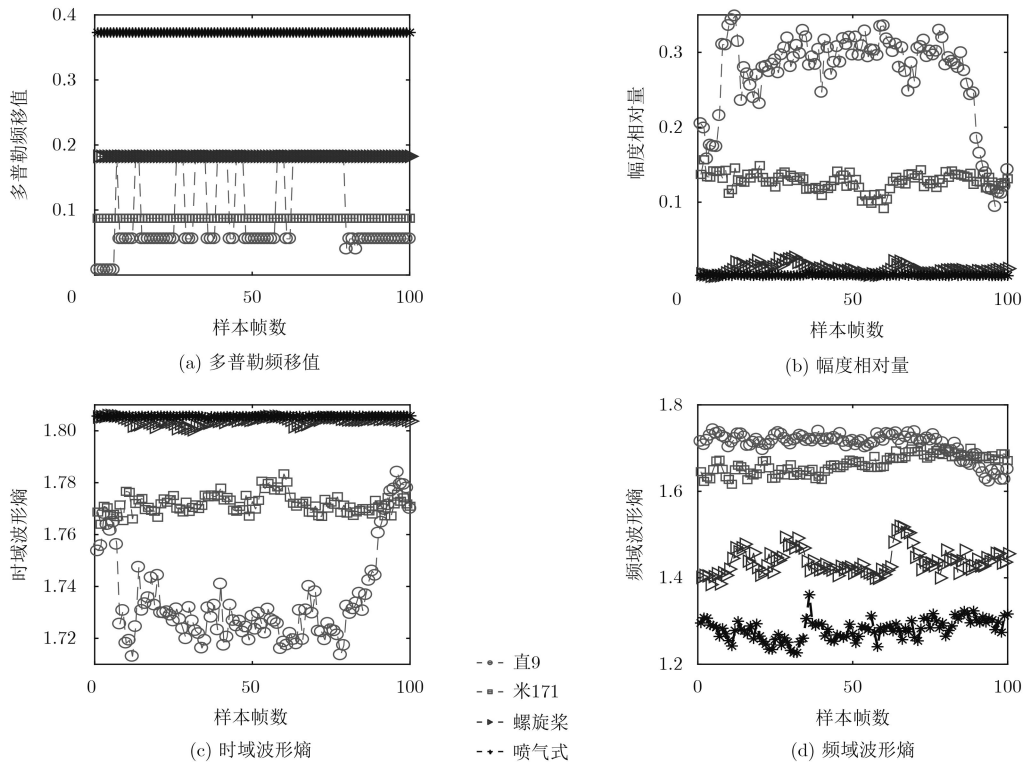


图5 训练数据各个特征量的分布情况

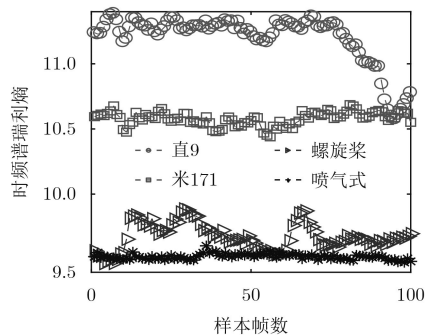


图6 训练数据时频谱熵的分布情况

(1)对雷达回波进行脉冲压缩等处理,得到距离方位幅度图。根据目标检测结果确定目标所在的距离单元数,并提取该距离单元内的慢时间维数据;

(2)多普勒频移值的提取及第1步分类:将信号变换到多普勒域,机身处的多普勒频移值即为目标的平动多普勒频移值。接着,对测试数据提取这一特征,然后利用聚心算法对测试数据进行分类。这时测试数据的处理结果为喷气式飞机数据和非喷气式飞机数据,后续再对非喷气式数据进行分类处理;

(3)幅度相对量、时域和频域波形熵特征的提取及分类:将训练数据的这两类特征送入分类器中进行训练。接着,再对上一步处理所得的非喷气式数据提取这些特征,然后将所提取的特征送入分类器SVM进行分类处理,将直升机和螺旋桨数据分离开来。

4 识别

在实测数据中直升机共有两种型号,一种具有奇数片桨叶,另一种的桨叶数目为偶数。本文在对直升机目标回波时频特性分析的基础上,提出了一种识别奇数与偶数桨叶直升机目标的方法,并应用该方法实现了实测数据中直9和米171两种型号的直升机的识别。

(1)时频谱对称性:奇数与偶数片桨叶对回波的调制特性的差异主要表现在时频谱的对称性上:偶数片桨叶回波的时频图是对称的,而奇数片桨叶的则是不对称的。在这里定义时频对称性这一特征量来反映回波时频图的对称性:目标回波经时频变换得到时频图 $\rho(t, f)$,在移除机身分量后,以机身分量中心所在的第 m 行为中心,往正频区取顺序的 mm 行时频谱序列,记为矩阵 \mathbf{x}_1 ,往负频区取逆序的 mm 行时频谱序列,记为矩阵 \mathbf{x}_2 。则时频图的对称性为 \mathbf{s} 中所有像素值之和,即 \mathbf{s} 的1-范数,而 \mathbf{s} 为 \mathbf{x}_1 与 \mathbf{x}_2 的矩阵点乘 (\cdot) 。

$$\mathbf{s} = \|\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2\|_1 \quad (10)$$

此处脉冲积累数为64,故时频图的大小为 64×64 ,则 $mm = \min(m, 64 - m)$ 。图7为训练数据中直9和米171两种型号飞机的时频图,可以看到直9的时频图是近乎对称的,受视线的影响其桨叶的微多普勒分量在机身平动分量两侧有一些偏移,而米171的时频图则是明显不对称的。

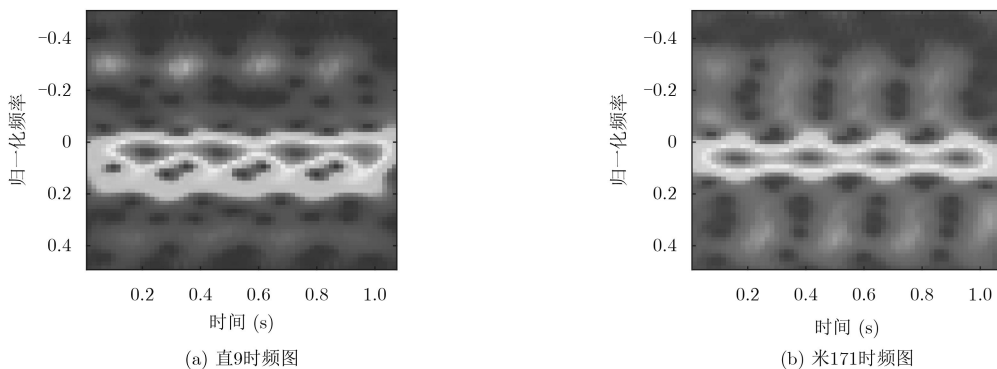


图7 两种型号直升机的时频图

(2)时频谱宽：考虑到上述定义的时频对称性受视角影响较大，偶数片桨叶直升机的时频分布图在很多情况下是接近对称的，而非严格对称。在这里定义时频谱宽这一特征量来反映回波时频分布图中微动分量的分布情况，信号的时频分布为 $\rho(t, f)$ ，对其进行归一化处理得 $\rho_1(t, f) = \rho(t, f) / \max(\rho(t, f))$ ，记 $\rho_1(t_0, f_0) = 1$ ，其上一频点的像素值为 $\rho_1(t_0, f_1)$ ，下一频点为 $\rho_1(t_0, f_{-1})$ 。现定义时频谱宽 d ：

$$d = d_1 + d_2 \tag{11}$$

d_1, d_2 为上下谱宽，分别满足：

$$\left. \begin{aligned} \rho_1(t_0, f_{d_1}) \in (0.2, 0.3) \quad f_{d_1} > f_0 \\ \rho_1(t_0, f_{-d_2}) \in (0.2, 0.3) \quad f_{-d_2} < f_0 \end{aligned} \right\} \tag{12}$$

对时频谱宽的求取采取遍历法，即从归一化的 f_{\max} 和 $-f_{\max}$ 向 f_0 逐步靠近；若未能找到满足比值关系的频率值，则认为信号的时频谱宽不存在，记为0。此处确定带宽的比值关系是通过分析大量数据所得到的，此比值既要考虑到噪声的影响，又要最大限度地检测到微动分量的分布情况。在这里时频图的大小为 64×64 ，所以两种直升机目标的时频谱宽值最大不超过64。

时频谱宽这一特征能够反映回波信号中微动分量的比例信息：若目标的时频谱宽值很小或几乎为零，且考虑到在时频图中机身回波的频率成分具有一定的分布范围，说明在目标回波中微动分量所占的比例很小或几乎观测不到，此目标应是微动分量较小的喷气式或螺旋桨飞机；反之，若目标的时频谱宽值很大，说明在回波中微动分量的比例较大，此目标应是直升机。进一步分析可知，时频谱宽更能反映直升机目标的型号信息：在同样具有较大时频谱宽的情况下，具有偶数片桨叶的直升机目标的时频谱宽值应大于奇数的情况。因在各种类型的飞机其旋翼最外端的线速度相差不大的情况下，当时频图更对称时，所求得上下谱宽值都会更大，最

后得到的带宽值也就更大。图8中3类不同目标时频谱宽的分布情况也与分析相契合：喷气式飞机的谱宽值几乎均为零，螺旋桨飞机的特征值也接近零值，表明这两类目标的回波中微动分量较小；直升机目标的时频谱宽值均较大，且相较之下，具有偶数片桨叶的直9的特征值要更大。

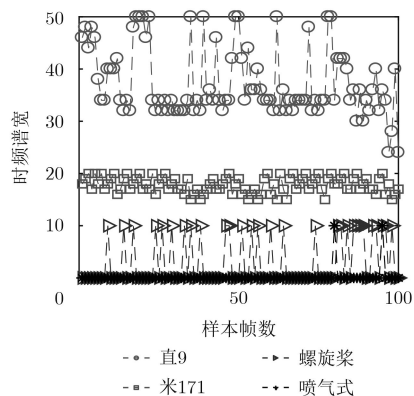


图8 训练数据时频谱宽的分布情况

应用这两个时频特征对直9和米171进行识别，识别过程可大致分为以下两步。

(1) 训练：对直9和米171的训练数据提取时频对称性及谱宽特征，将此特征组合送入分类器SVM进行识别训练；

(2) 测试：对上一步分类处理所得的直升机数据提取时频对称性及谱宽这两个特征，将所提特征送入分类器进行识别处理，实现直9和米171的识别。

5 实测处理

5.1 分类结果

在分类阶段，第1步先提取多普勒频移值，将喷气式数据分离出来；第2步，利用多特征组合将直升机和螺旋桨分开。在第2步进行两组对比实验：特征组合1选取幅度相对量、时域波形熵和频域波形熵，特征组合2选取时频谱瑞利熵作为特征向量，进行分类。在这里引入时频特征与已有的时

域和频域特征形成对比实验,旨在观察各个域特征的分类效果。两组对比实验的结果见表1。

表1 分类结果

特征选择	特征组合1			特征组合2		
	直升机	螺旋桨	喷气式	直升机	螺旋桨	喷气式
飞机类别						
正确分类数	613	1090	525	648	1081	525
总数	637	1092	525	637	1092	525
正确识别率(%)	96.23	99.82	100.00	98.30	98.99	100.00

前面的特征分析表明:就特征组合1而言,直升机的幅度相对量和波形熵特征与螺旋桨飞机存在一些差异,但两类目标同一特征之间最大相差0.4左右;而在特征组合2中,直升机与螺旋桨的时频谱瑞利熵最大相差1.4。这说明,时频谱特征能更好地将直升机目标与其他飞机目标区分开来,上面对比试验的结果也证实了这一点。

5.2 识别结果

在识别阶段,先对训练数据中的直9和米171分别提取时频对称性这一特征,将所提取的特征送入分类器进行训练;再对第1步分类结果中的直升机数据提取时频谱对称性和带宽特征,将其送入分类器中进行处理,得到识别结果。表2中的识别结果表明,在实测数据处理中,利用所提取特征能够有效识别奇偶片桨叶的直升机。

表2 识别结果

	直9	米171	合计
正确识别数	117	486	603
总数	122	491	613
正确识别率(%)	95.90	98.98	98.37

6 结论

针对窄带低分辨雷达的目标分类识别问题,本文在对实测数据特征分析的基础上,提出了一种利用多特征逐步细分进而实现目标分类识别的方法。在对3类飞机目标回波的特征进行分析之后,提出利用幅度相对量和熵特征的组合来进行目标分类的思路。在对回波时频特性进行分析时,发现奇数与偶数片桨叶的直升机目标其回波时频谱的对称性存在很大差异,定义了时频对称性和时频谱宽这两个特征量来衡量信号时频图的对称性。对实测数据的处理结果表明本文的算法具有较好的分类效果,对直9和米171的识别结果也表明,本文所提出的时频特征可较好地识别奇偶叶片直升机目标。

参考文献

- [1] CHEN Victor C, LI Fayin, HO Shen-Shyang, *et al.* Micro-Doppler effect in radar phenomenon model and simulation study[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2006, 42(1): 2–21. doi: [10.1109/TAES.2006.1603402](https://doi.org/10.1109/TAES.2006.1603402).
- [2] CHEN Victor C, LI Fayin, HO Shen-Shyang, *et al.* Analysis of micro-Doppler signatures[J]. *IEE Proceedings Radar, Sonars & Navigation*, 2003, 150(4): 271–276. doi: [10.1049/ip-rsn.20030743](https://doi.org/10.1049/ip-rsn.20030743).
- [3] CHEN Kun, LI Yuehua, and XU Xingjian. Rotating targets classification based on micro-Doppler features using a modified adaptive boosting algorithm[C]. *IEEE 2015 International Conference on Computers, Communications, and Systems*, Kanyakumari, India, 2015: 236–240. doi: [10.1109/CCOMS.2015.7562907](https://doi.org/10.1109/CCOMS.2015.7562907).
- [4] YANG Yinan, LEI Jiajin, ZHANG Wenxue, *et al.* Targets classification and pattern recognition using micro-Doppler radar signatures[C]. *IEEE Computer Society, Proceedings of the Seventh ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing*, Las Vegas, USA, 2006: 213–217. doi: [10.1109/SNPD-SAWN.2006.68](https://doi.org/10.1109/SNPD-SAWN.2006.68).
- [5] DU Lan, LI Linsen, WANG Baoshuai, *et al.* Micro-Doppler feature extraction based on time-frequency spectrogram for ground moving targets classification with low-resolution radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(10): 3756–3763. doi: [10.1109/JSEN.2016.2538790](https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2538790).
- [6] PAVLO M, KAREN E, JAAKKO A, *et al.* Classification of aircraft using micro-Doppler bicoherence-based features[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2014, 50(2): 1455–1467. doi: [10.1109/TAES.2014.120266](https://doi.org/10.1109/TAES.2014.120266).
- [7] 王福友, 罗钉, 刘宏伟. 低分辨率机载雷达飞机目标分类识别技术研究[J]. *雷达学报*, 2014, 3(4): 444–449. doi: [10.3724/SP.J.1300.2014.14075](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2014.14075).
WANG Fuyou, LUO Ding, and LIU Hongwei. Low-resolution airborne radars aircraft target classification[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(4): 444–449. doi: [10.3724/SP.J.1300.2014.14075](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2014.14075).
- [8] 杨守峰, 吴海坤, 王晓, 等. 低分辨雷达目标调制特征提取和分类识别方法[J]. *电子信息对抗技术*, 2015, 30(4): 15–20. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2015.03.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2015.03.004).
YANG Shoufeng, WU Haikun, WANG Xiao, *et al.* Target feature extraction and recognition based on low-resolution radar[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2015, 30(4): 15–20. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2015.03.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2015.03.004).
- [9] 杜兰, 史蕙若, 李林森, 等. 基于分数阶傅里叶变换的窄带雷达飞机目标回波特征提取方法[J]. *电子与信息学报*, 2016,

- 38(12): 3093–3099. doi: [10.11999/JEIT161035](https://doi.org/10.11999/JEIT161035).
- DU Lan, SHI Huiruo, LI Linsen, *et al.* Feature extraction method of narrow-band radar airplane signatures based on fractional fourier transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3093–3099. doi: [10.11999/JEIT161035](https://doi.org/10.11999/JEIT161035).
- [10] 赵越, 陈之纯, 纠博, 等. 一种基于时频分析的窄带雷达飞机目标分类特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(9): 2225–2231. doi: [10.11999/JEIT161204](https://doi.org/10.11999/JEIT161204).
- ZHAO Yue, CHEN Zhichun, JIU Bo, *et al.* Narrowband aircraft targets feature extraction and classification based on time-frequency analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(9): 2225–2231. doi: [10.11999/JEIT161204](https://doi.org/10.11999/JEIT161204).
- [11] 姜悦, 范菊平, 郭乐田, 等. 基于时频图的飞机目标特征提取算法[J]. 现代雷达, 2016, 38(4): 38–41. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.04.009](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.04.009).
- JIANG Yue, FAN Juping, GUO Letian, *et al.* Feature-extraction algorithm of airplane targets based on time-frequency diagram[J]. *Modern Radar*, 2016, 38(4): 38–41. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.04.009](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.04.009).
- [12] ZUO Lei, LI Ming, ZHANG Xiaowei, *et al.* Two helicopter classification methods with a high pulse repetition frequency radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, 7(3): 312–320. doi: [10.1049/iet-rsn.2012.0278](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2012.0278).
- [13] ZHANG Hanhua, DAI Yongpeng, and ZHOU Zhimin. Helicopter classification using time-domain approach on X-band surveillance radar[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing, Beijing, China, 2016: 2288–2291. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7729591](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729591).
- [14] YONG Y W, HOON P J, WOO B J, *et al.* Automatic feature extraction from jet engine modulation signals based on an image processing method[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(7): 783–789. doi: [10.1049/iet-rsn.2014.0281](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2014.0281).
- 李明: 男, 1965年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为宽带信号处理与微弱目标检测、雷达图像处理与分析、高速并行信号处理、高性能DSP应用系统设计、雷达抗干扰技术等。
- 吴娇娇: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为雷达信号处理和雷达目标分类与识别技术等。
- 左磊: 男, 1984年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、微弱目标检测与分类、时频分析与时间-调频率分析等。
- 宋万杰: 男, 1960年生, 高级工程师, 主要研究方向为雷达信号处理系统设计、雷达信号处理与检测技术应用研究、雷达信号模拟器实现研究、DSP、FPGA硬件应用研究等。
- 刘慧敏: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为雷达信号处理和雷达信号干扰识别与分类等。