

# 基于激光回波时频图纹理特征的飞机目标分类方法

王云鹏, 胡以华, 雷武虎, 郭力仁

电子工程学院脉冲功率激光技术国家重点实验室, 安徽 合肥 230037

**摘要** 为实现直升机、螺旋桨飞机和喷气式飞机的激光遥感探测分类,研究了基于时频图的飞机目标微动纹理特征提取算法。根据旋翼微多普勒模型仿真三类飞机旋转部件回波信号,将平滑伪魏格纳-维利变换得到的时频分布生成灰度图像。采用大津(OTSU)法结合灰度拉伸对图像进行阈值去噪处理,提取目标灰度共生矩阵(GLCM)特征以及 Tamura 特征,并针对时频图差异进行特征优化,最后使用支持向量机(SVM)实现飞机目标分类。仿真数据分类结果表明:GLCM 特征对噪声表现敏感,经所提方法对时频图去噪,信噪比(SNR) $R_{SN}=0$  dB 时的分类正确率可达 96.4%。Tamura 特征在高信噪比条件下分类正确率较高,但当  $R_{SN}<5$  dB 时下降明显。因此提取时频图纹理特征可以达到较为理想的飞机分类效果,且利用改进 GLCM 特征能够实现低信噪比条件下的目标准确分类。

**关键词** 遥感; 激光探测; 微多普勒效应; 回波时频图; 飞机目标分类

**中图分类号** TN249 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201737.1128004

## Aircraft Target Classification Method Based on Texture Feature of Laser Echo Time-Frequency Image

Wang Yunpeng, Hu Yihua, Lei Wuhu, Guo Liren

State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Electronic Engineering Institute,  
Hefei, Anhui 230037, China

**Abstract** To achieve laser remote sensing classification of helicopter, propeller and turbojet aircraft, a texture feature extraction algorithm of aircraft target based on time-frequency image is studied. Three types of aircraft rotating parts echo signal are simulated according to the rotor micro-Doppler model, and the grayscale image is generated by the time-frequency distribution obtained by smoothed pseudo Wigner-Ville transform. OTSU method combined with grayscale stretching is used to perform threshold de-noising on the image, and the gray-level co-occurrence matrix (GLCM) feature and the Tamura feature are extracted. Feature optimization is carried out for the time-frequency difference, and finally the support vector machine (SVM) is used to classify the aircraft targets. Simulation data classification results show that the GLCM feature is sensitive to noise performance. When the time-frequency image is denoised by the proposed method and the signal-to-noise ratio (SNR)  $R_{SN}=0$  dB, the classification correct rate reaches to 96.4%. The Tamura feature has a higher classification accuracy under high SNR conditions, but decreases significantly when  $R_{SN}<5$  dB. Therefore, good classification performance can be obtained with the extraction of the texture feature of time-frequency image, and accurate classification of targets can be achieved by the improved GLCM feature under low SNR conditions.

**Key words** remote sensing; laser detection; micro-Doppler effect; echo time-frequency image; aircraft target classification

**OCIS codes** 280.3640; 120.1880; 040.1880

## 1 引 言

目标相对雷达运动,其表面微小振动或部件转动会在目标整体运动引起的多普勒频移基础上,对回波信号

收稿日期: 2017-06-08; 收到修改稿日期: 2017-07-07

基金项目: 国家自然科学基金(61271353,61671454)

作者简介: 王云鹏(1992—),男,硕士研究生,主要从事激光探测方面的研究。E-mail: wyp1987303910@163.com

导师简介: 胡以华(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事光电信息处理方面的研究。E-mail: skl\_hyh@163.com

(通信联系人)

产生附加的频率调制,从而导致频谱展宽的现象称为微多普勒效应<sup>[1]</sup>。激光相干探测具有分辨率高、隐蔽性好、抗噪能力强的优势,对于战场目标而言,微动特性反映目标本质属性,相对于目标非运动特征而言可控性较低,能够有效解决假目标、伪装等手段对传统探测方法的干扰。对于三类主要的空中飞机目标:直升机、螺旋桨飞机和喷气式飞机,可利用其微动特征差异识别主要威胁对象并及时规避和打击,实现空中战场的态势监控。

飞机上存在周期性旋转的运动部件,如旋翼、涡扇发动机风扇等。在一定的飞行姿态下,激光探测飞机目标,激光回波由部件旋转引起微多普勒频移,飞机类型差异使得调制特征也有所区别。现有对空中目标特征探测提取主要围绕三个方面。一是直接对传统时域、频域特征进行提取,如文献[2]根据时域回波调制周期的不同,基于时域回波相关性提取了二维特征向量回波峰值函数方差和峰值函数熵,利用支持向量机(SVM)进行了分类验证,但未给出信噪比(SNR)对分类效果的影响;文献[3]研究了多普勒二阶矩和多普勒波形熵特征,分类效果受制于信噪比取值。二是对于回波进行一定运算,扩展其特征域,文献[4]引入分数阶傅里叶变换,该特征识别率相对于传统特征提高了30%;文献[5]考虑风力涡轮机转动对探测造成的杂波影响,利用小波特征经过概率神经网络(PNN)分类器获得了三类飞机94.9%的分类正确率。三是对信号进行时频分析,文献[6]利用韵律频率图保证特征包含目标本质物理运动信息的同时降低特征维数,减少分类器复杂度,但当信噪比低于5 dB时识别率急剧下降;文献[7]选取了时频图熵特征以及平均时频谱方差进行分类,受到特征单一的限制,识别率仅达到94%。因此对于飞机目标的分类研究,在分类器性能相当的前提下,应当在找到更多稳健性强的特征算法和寻求低信噪比条件下高识别率两方面寻求改进。信号时域、多普勒域、分数域特征比较单一,且分类性能受信噪比影响严重;时频域包含丰富的微动信息,前期的研究未能体现其信号周期调制的本质特征。本文提取的纹理特征可以更好地表征时频图差异,同时利用图像滤波技术有针对性地降低噪声影响,体现出在飞机分类方法上的优势。

本文在研究和分析三类飞机时频分布的基础上,利用图像处理的方法对时频图进行去噪,通过分析时频图像的曲线差异,分别提取时频图灰度共生矩阵(GLCM)和 Tamura 纹理特征,并针对目标时频特点对算法进一步优化,最后采用 SVM 分类器完成飞机目标的分类任务。

## 2 飞机旋翼激光回波模型

三类飞机均具有旋转部件,虽然其桨叶形状尺寸、数量以及转速存在差异,但其基本单元即单旋翼旋转所引起的微多普勒效应一致。利用发动机旋转部件仿真飞机回波模型,单旋翼回波基带信号形式为<sup>[8]</sup>

$$s_p(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \exp \left[ -j \frac{2\pi}{\lambda_c} (L_2 + L_1) \cos \beta \cos \left( \omega t + \varphi_0 + \frac{2\pi k}{N} \right) \right] \cdot (L_2 - L_1) \operatorname{sinc} \left[ \frac{2}{\lambda_c} (L_2 - L_1) \cos \beta \cos \left( \omega t + \varphi_0 + \frac{2\pi k}{N} \right) \right], \quad (1)$$

式中  $\lambda_c$  表示激光波长,  $L_1$ 、 $L_2$  分别表示桨尖、桨根到旋转中心的距离,  $\omega$  表示转速,  $N$  表示桨叶数量,  $\varphi_0$  为微动初始相位,  $t$  表示探测时长,  $\beta$  为目标相对于雷达的俯仰角。考虑到激光回波受到桨叶角  $\rho$  调制,对公式进行修正:

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \left[ M_1 + M_2 \sin \left( \omega t + \varphi_0 + \frac{2\pi k}{N} \right) \right] \cdot s_p(t), \quad (2)$$

式中  $M_1 = \sin(|\beta| + \rho) + \sin(|\beta| - \rho)$ ,  $M_2 = \operatorname{sign}(\beta) [\sin(|\beta| + \rho) - \sin(|\beta| - \rho)]$ 。为直观地描述微多普勒特征,(1)式已补偿目标整体运动带来的多普勒频移。

回波信号时域、频域可获得有效特征信息较少,而时频分析方法可将一维信号反映到二维平面,丰富目标的微多普勒特征。平滑伪魏格纳-维利分布(SPWVD)在兼顾时间与频率分辨率的同时,能够较为理想地抑制交叉项的影响,极大地提高信号的清晰度,使时频图可读性增强,其理论公式为<sup>[9]</sup>

$$x_{\text{SPWVD}}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(\mu) h(\tau) s \left( t - \mu + \frac{\tau}{2} \right) s^* \left( t - \mu - \frac{\tau}{2} \right) \exp(-j2\pi f\tau) d\tau d\mu, \quad (3)$$

式中  $g(\mu)$ 、 $h(\tau)$  为实偶窗函数,  $f$  表示频率。

图1绘制了直升机、旋翼机、喷气飞机的激光探测回波仿真时频图,可见其时频特征存在明显差异。图1(a)显示了直升机旋翼旋转至垂直激光雷达视线时的微多普勒频率带<sup>[10]</sup>,与文献[10]所分析的“闪烁”现

象形成机理吻合。图 1(b)为旋翼机调制激光所产生的信号时频图,由于螺旋桨转速较高,时频图无法分辨分布过于密集的“闪烁”频带,因此形成了混叠的块状特征。图 1(c)刻画了喷气式飞机引擎调制时频曲线,其涡轮扇叶数量以及转速均高于前两者,因此时频图中某些与扇叶结构相关的特征频率过度交叠而得到凸显,形成了水平分布的若干频率带。时频图仿真结果均与文献[7]中雷达实测信号吻合较好,可以作为下一步分类的样本依据。

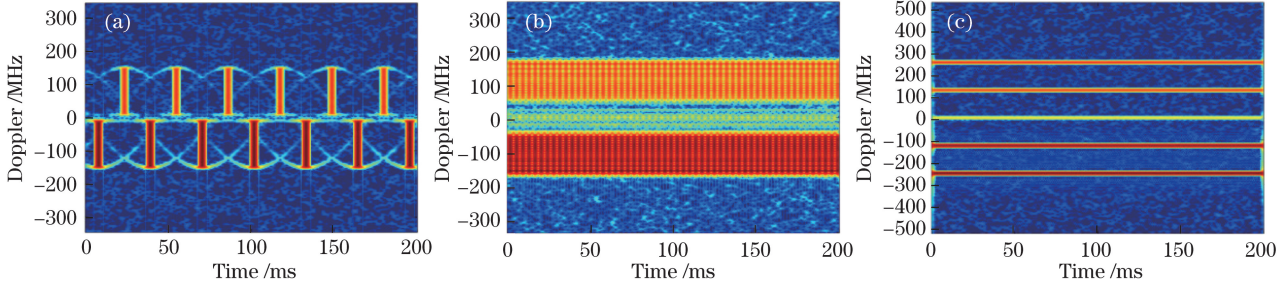


图 1 三类飞机激光回波信号时频图。(a)直升机;(b)螺旋桨飞机;(c)喷气式飞机

Fig. 1 Time-frequency images of laser echo signal of three types of aircraft.

(a) Helicopter; (b) propeller; (c) turbojet aircraft

### 3 时频图特征提取算法

三类飞机微多普勒时频分布特征反映了目标运动状态和结构参数差异,但根据时频图精确估计旋转参量难度较大。而同一类目标回波时频曲线形状相对稳定且差异明显,可以提取时频图纹理特征对目标进行分类,不必求解具体目标结构参数从而降低运算复杂程度。

#### 3.1 时频图预处理

时频图转化为灰度图,时频图像素值代表各频率点能量,可以观察到时频分布的区域聚集在瞬时频率曲线四周。由于激光雷达系统噪声<sup>[11]</sup>和时频分析自身的局限性,噪声时频点杂乱地散布在整个时频图上,会对纹理特征提取产生干扰,因此需要去除灰度图像背景而保留时频特征。而从图 1 可以观察到三类目标信号的时频聚集性较强,而噪声幅值相对较低,因此可以采用大津(OTSU)方法进行去噪。该方法用于分割时频图纹理,通过计算最大方差寻求最佳全局阈值,能够很好地区分背景和主要区域。处理流程如图 2 所示。

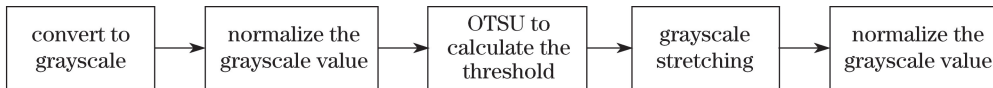


图 2 时频图预处理流程

Fig. 2 Pretreatment flow of time-frequency diagram

对微多普勒时频图的阈值分割未采用传统二值化的手段,而是以阈值为界进行灰度拉伸,将阈值以下部分置零,去噪的同时提高特征形状灰度级的动态范围,并且考虑到纹理特征主要提取像素之间的差异,该方法可以避免传统滤波算法对时频曲线细节的破坏,利于进一步的特征提取。以信噪比  $R_{SN} = 5$  的信号为例,处理结果如图 3 所示。通过对比可以观察到:对时频灰度图进行阈值分割后,较好地去除了背景噪声,保留了主要的时频纹理,使细节更加突出。

#### 3.2 GLCM 特征

##### 3.2.1 GLCM 算法

GLCM 算法是纹理统计的二阶分析方法,通过对图像上保持某距离且具有一定灰度值组合的两像素进行统计来表示纹理分布和结构关系<sup>[12]</sup>,尤其在纹理方向性描述上具有独特优势,其数学表达为

$$P(i, j, d, \theta) = \frac{\#\{(x, y), (x+a, y+b) \in R \mid f(x, y) = i, f(x+a, y+b) = j\}}{\#R}, \quad (4)$$

式中  $d = \sqrt{a^2 + b^2}$  表示点对距离,  $\theta$  表示点对所成角度。根据  $a, b$  的取值,常用角度为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。(4)式分子表示某一灰度值像素对的频数,分母表示像素对总和,符号  $\#$  代表数量。

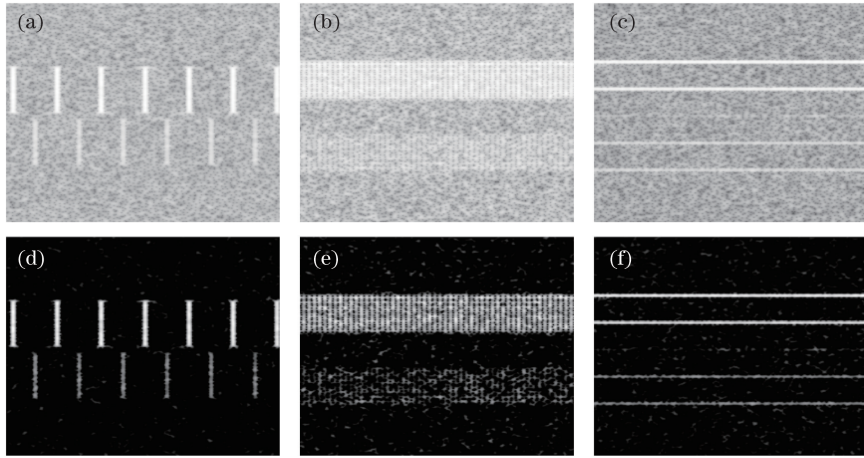


图 3 灰度图去噪前后效果对比。(a)直升机去噪前;(b)螺旋桨飞机去噪前;(c)喷气式飞机去噪前;  
(d)直升机去噪后;(e)螺旋桨飞机去噪后;(f)喷气式飞机去噪后

Fig. 3 Comparison of effect of gray scale before and after denoising. (a) Helicopter before denoising;  
(b) propeller before denoising; (c) turbojet aircraft before denoising; (d) helicopter after denoising;  
(e) propeller after denoising; (f) turbojet aircraft after denoising

图 3 中时频曲线水平和垂直方向差异明显,因此根据该特点计算三类目标时频图  $0^\circ$  和  $90^\circ$  方向 GLCM。像素对距离  $d=10$ ,灰度级  $G$  取 64。GLCM 在对角线处具有较多非零值,如图 4(b)~(d)所示,这表示灰度对的两值接近,该方向图像分布比较均匀,纹理变化缓慢;如果不分布在对角线附近,如图 4(a)、(e)、(f)所示,这说明灰度对两值存在差异且图像对比度较大,若分布靠近边缘[图 4(a)、(f)],则进一步说明该方向灰度变化剧烈。

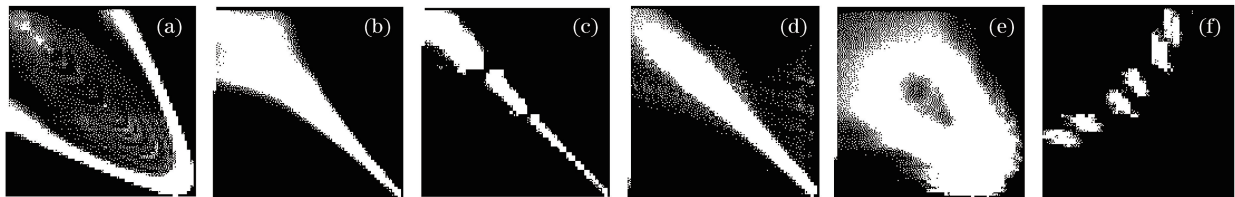


图 4 三类飞机时频图 GLCM。(a)直升机  $0^\circ$ ;(b)螺旋桨飞机  $0^\circ$ ;(c)喷气式飞机  $0^\circ$ ;  
(d)直升机  $90^\circ$ ;(e)螺旋桨飞机  $90^\circ$ ;(f)喷气式飞机  $90^\circ$

Fig. 4 GLCM of time-frequency image of three types of aircraft. (a) Helicopter  $0^\circ$ ; (b) propeller  $0^\circ$ ;  
(c) turbojet aircraft  $0^\circ$ ; (d) helicopter  $90^\circ$ ; (e) propeller  $90^\circ$ ; (f) turbojet aircraft  $90^\circ$

### 3.2.2 GLCM 特征参量提取

GLCM 能够表示图像像素点之间不同距离和方向的变化信息,为细致分析时频图特点,并量化样本特征,需要从 GLCM 再次提取特征值。根据时频图分类需求,采用 5 种基本特征参量提取算法<sup>[13]</sup>,如表 1 所示。

表 1 GLCM 特征参量提取算法

Table 1 GLCM feature parameter extraction algorithm

Feature parameter	Algorithm	Range
Correlation	$G_{Cor} = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G [i \times j \times P(i, j, d, \theta) - u_1 \times u_2] / (d_1 \times d_2)$	$[-1, 1]$
Angular second moment (ASM)	$G_{ASM} = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P^2(i, j, d, \theta)$	$[0, 1]$
Entropy	$G_{Ent} = - \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j, d, \theta) \times \lg P(i, j, d, \theta)$	$[0, 1]$
Contrast	$G_{Con} = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G [(i - j)^2 \times P(i, j, d, \theta)]$	$[0, (G - 1)^2]$
Homogeneity	$G_{Hom} = - \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j, d, \theta) / [1 + (i - j)^2]$	$[0, 1]$

考虑到时频图差异性,对 GLCM 进行归一化。以时频图作为分类样本带有其特殊性,应根据具体特征确定特征提取算法。仿真信号加入高斯白噪声,信噪比设置为 5 dB,表 2 提取了具有代表性的  $0^\circ$  和  $90^\circ$  的 GLCM 特征,为消除其随机性,各数值由 50 个特征样本参数计算均值获得。

表 2 GLCM 特征参量值  
Table 2 GLCM feature parameter values

Aircraft	Correlation		ASM		Entropy		Contrast		Homogeneity	
	$0^\circ$	$90^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$
Helicopter	0.0077	0.0098	0.82	0.83	0.95	0.88	57.44	12.50	0.91	0.93
Propeller	0.0026	0.0027	0.31	0.29	4.00	4.06	121.62	100.99	0.60	0.58
Turbojet aircraft	0.0118	0.0028	0.83	0.77	0.80	1.03	1.75	137.68	0.94	0.89

通过分析,定义以下 5 种分类特征算法。

特征 1: 正交相关系数比

相关系数反映纹理元素在行与列方向的相似程度,表 2 中相关性的取值普遍较小,说明灰度差异明显。而喷气式飞机水平方向相关性明显高于垂直方向,即表示图像具有水平方向纹理,与图 1(c)吻合。构造特征相关系数比:

$$C = \frac{G_{\text{Cor}0^\circ}}{G_{\text{Cor}90^\circ}}, \quad (5)$$

将 GLCM 水平与垂直方向取值结合构造特征能够突出三类飞机差异,作为判断图像纹理方向性差异的特征。

特征 2: 平均角二阶矩

角二阶矩表示灰度分布均匀和纹理粗细程度,直升机和喷气式飞机图线较螺旋桨飞机细致均匀,纹理变化规则稳定,取值较大。考虑到方向性取值对特征影响较小,定义平均角二阶矩:

$$E = \frac{G_{\text{ASM}0^\circ} + G_{\text{ASM}45^\circ} + G_{\text{ASM}90^\circ} + G_{\text{ASM}135^\circ}}{4}, \quad (6)$$

以四方向 GLCM 均值作为特征,区分时频曲线粗细程度。

特征 3: 水平熵值

熵值描述图像信息量大小,GLCM 值分布均匀,则熵值较大。观察到三类时频图线横向复杂集中程度区别明显,选取水平熵值作为分类特征:

$$H = G_{\text{Ent}0^\circ}. \quad (7)$$

特征 4: 正交惯性矩比

相惯性矩反映图像清晰程度,灰度差异明显、GLCM 远离对角线元素值越大,惯性矩越大。三类目标在水平、垂直方向上该值相对差异明显,具有较好的区分度,定义正交惯性矩比:

$$I = \lg \frac{G_{\text{Con}90^\circ}}{G_{\text{Con}0^\circ}}, \quad (8)$$

将水平垂直方向的参数比值以对数形式表示,消除数据异方差,以提升特征稳健性。该值作为判断 GLCM 不同方向纹理清晰度的特征。

特征 5: 垂直逆差矩

逆差矩反映纹理规则程度,局部缺少变化的飞机(如螺旋桨飞机),该参数值较小,其规律性弱于其他两类时频图,根据表中数据选取差值较大的垂直逆差矩:

$$V = G_{\text{Hom}90^\circ}. \quad (9)$$

### 3.2.3 GLCM 参数优化选取

GLCM 灰度对距离  $d$  对图像纹理的提取产生影响,因此在固定灰度级  $G=64$  条件下,对时频图计算 5 种特征值随不同灰度对距离下的数值变化,绘制图线,如图 5 所示。

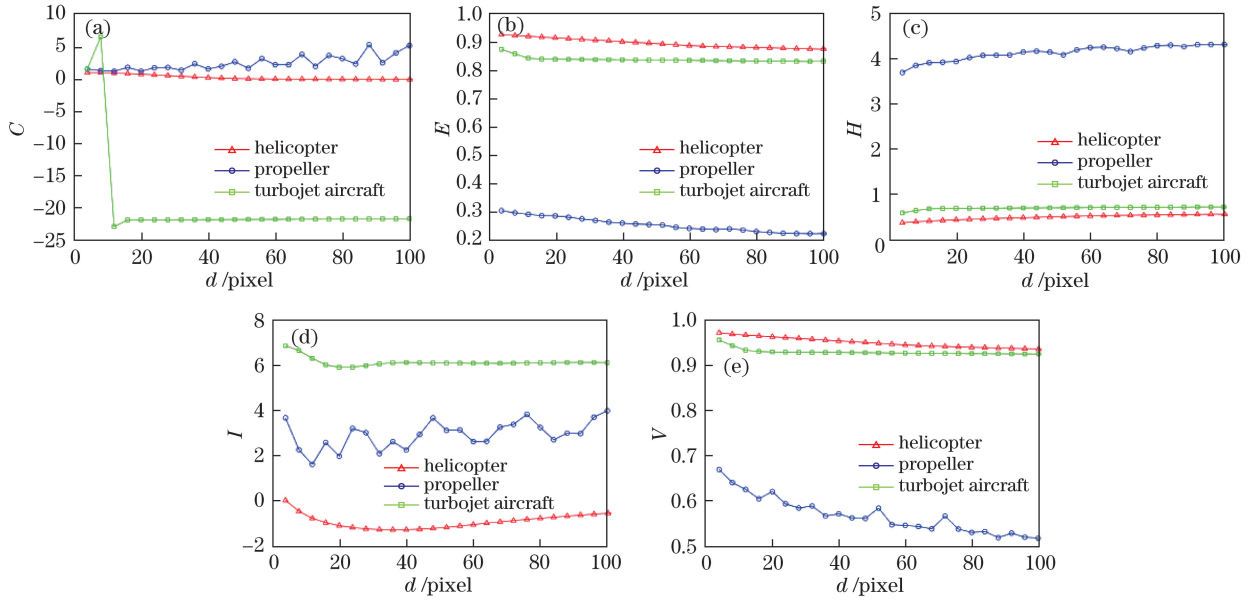


图 5 GLCM 特征在不同  $d$  取值下的变化曲线。(a)  $C$ ; (b)  $E$ ; (c)  $H$ ; (d)  $I$ ; (e)  $V$

Fig. 5 Change curves of GLCM features with different  $d$ . (a)  $C$ ; (b)  $E$ ; (c)  $H$ ; (d)  $I$ ; (e)  $V$

图 5 中曲线各点均由 50 组样本取均值获得。可以看出特征 2、3、5 对螺旋桨飞机具有较好的区分度,随灰度对距离取值增大特征值相对稳定,但直升机和喷气式飞机特征差异变小,可能产生混叠。特征 1 在灰度对距离取值 5~10 之间发生突变,但在  $d=15$  之后趋于平稳,且喷气式飞机在该特征值上与其他两者差异显著。特征 4 对三类目标整体区分度较大,螺旋桨飞机特征值随  $d$  变化波动明显,但并不影响区分效果。综合以上考虑,认为  $d$  取值为 20 时比较恰当。

### 3.3 Tamura 纹理特征

Tamura 特征是指基于人眼对图像纹理的视觉感知和心理学研究,将视觉效应进行数字化表达<sup>[14]</sup>。本研究根据目标时频分布特点,选取粗糙度、对比度和线性度作为分类特征<sup>[15]</sup>。

#### 特征 1: 粗糙度

粗糙度通过计算纹理基元的大小来描述图像粗糙程度。在旋转部件微多普勒特征的本质差异即为调制周期的区别,该特征恰能反映到时频分布中。粗糙度值算法如下:

1) 对时频图每个像素计算窗口大小为  $2^k \times 2^k$  区域的平均灰度值  $A_k$ , 式中  $k$  表示区域尺寸,取值为  $k=1,2,3,4,5$ 。 $g(i,j)$  表示图像在坐标  $(i,j)$  处的灰度值,表达式为

$$A_k(x,y) = \frac{1}{2^{2k}} \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i,j) \quad (10)$$

2) 利用(11)、(12)式对每个像素点计算其水平和垂直方向相互不重叠窗口的平均灰度差值:

$$E_{k,h}(x,y) = |A_k(x+2^{k-1},y) - A_k(x-2^{k-1},y)|, \quad (11)$$

$$E_{k,v}(x,y) = |A_k(x,y+2^{k-1}) - A_k(x,y-2^{k-1})|, \quad (12)$$

对于图像中的任意像素,通过代入  $k$  值计算,得(1,2,3,4,5)五组  $E$  值, $E$  取得最大值对应窗口大小为最佳尺寸  $S_{\text{best}} = 2^k$ 。

3) 计算整幅时频图最佳尺寸  $S_{\text{best}}$  的均值,即为整幅图像粗糙度值:

$$F_{\text{crs}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{\text{best}}(i,j), \quad (13)$$

式中  $m, n$  为时频图水平、垂直方向像素个数。

#### 特征 2: 对比度

时频图对比度表示像素灰度值的差异范围,三类目标时频分布差异明显,对每个像素邻域计算均值、方差、峰态等统计特性,以衡量区域灰度分布层次。计算公式如下:

$$F_{\text{con}} = \frac{\sigma}{\alpha_4^{1/4}}, \quad (14)$$

式中 $\sigma$ 为时频图标准差, $\mu_4$ 为图像四阶矩, $\alpha_4 = \mu_4 / \sigma_4$ 表示峰度。

特征 3: 线性度

线性度表示时频图纹理在某些方向上的近似直线的程度,可明显区分三类时频图中喷气式飞机线性度较强,而螺旋桨飞机线性度最弱。数值由下式计算:

$$F_{\text{lin}} = \frac{\sum_i^n \sum_j^n P_{\text{Dd}}(i, j) \cos\left[(i - j) \frac{2\pi}{n}\right]}{\sum_i^n \sum_j^n P_{\text{Dd}}(i, j)}, \quad (15)$$

式中 $P_{\text{Dd}}$ 是 $n \times n$ 局部方向共生矩阵距离点。

信噪比设置为 5 dB,三类目标各生成 150 组样本,并提取三种特征计算均值,如表 3 所示。

表 3 Tamura 特征参量值

Table 3 Tamura feature parameter values

Aircraft	$F_{\text{crs}}$	$F_{\text{con}}$	$F_{\text{lin}}$
Helicopter	35.90	0.059	0.90
Propeller	22.03	0.225	0.64
Turbojet aircraft	22.75	0.073	0.87

从数据中可以看出,直升机时频图粗糙度数值明显高于其他两类,具有很强的区分度;三类飞机对比度参量差异明显,易于进行分类;螺旋桨飞机线性度较差,相比其他两类有较好的区分效果。为直观体现样本差异,将三种特征结合,绘制三类目标各 150 组样本特征分布图,如图 6 所示。

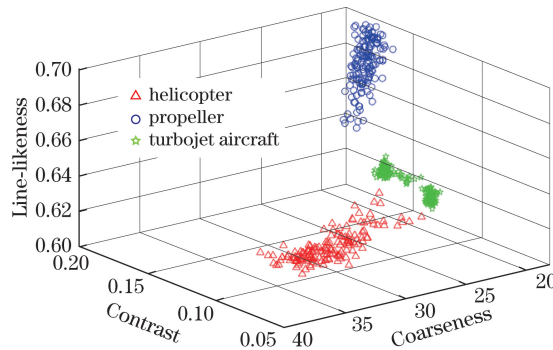


图 6 三类飞机 Tamura 特征分布

Fig. 6 Tamura feature distribution of three types of aircraft

在图 6 中,三类目标特征分布基本无交叉重叠,但直升机样本分布较为分散,与喷气式飞机特征区域接近,可能在分类中产生误判。螺旋桨飞机区域分布集中,特征稳健性较好,与其他两类目标具有很强的区分度。

## 4 目标分类与分析

### 4.1 SVM

SVM 是一种基于统计学习理论的一种机器学习方法,广泛用于统计分类以及回归分析中<sup>[16]</sup>。其将低维空间的输入特征通过某种核函数映射到高维空间中,在解决小样本、非线性以及高维模式识别中具有优势。SVM 的预测模型为

$$g(q) = \sum_{n=1}^N \epsilon_n K(q, q_n) + \epsilon_0, \quad (16)$$

式中 $\epsilon_n = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_N)$ 表示权值, $N$ 表示样本数量, $q_n$ 表示训练样本, $K$ 表示核函数。SVM 通过最小化函数 $f$ 求解权值 $\epsilon$ ,从而在特征空间构建最优分类面。其中 $f = \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \varphi_i - \sum_{i=1}^N \zeta_i [g_i(\omega \cdot q_i + \epsilon_0) - 1 + \varphi_i]$ ,

$w$  为分类面,  $\varphi_i$  表示样本离群间隔,  $\zeta_i$  为拉格朗日乘子, 解得最优分类面  $w^* = \sum_{n=1}^N \epsilon_n q_n$  是训练样本的线性组合。

### 4.2 数据生成

设置目标初始距离  $R_0 = 10$  km, 目标仰角  $\theta = 20^\circ$ , 方位角  $\varphi = 0^\circ$ , 激光雷达波长为  $1.55 \mu\text{m}$ 。表 4 为三类飞机实际典型参数值, 数据来源见文献[2]。按照仿真数据集的一般生成方法, 为涵盖所有目标参数值并增强数据多样性, 样本参数在表 4 给定的实际数值范围内插入随机数生成, 并根据(2)式旋翼回波模型, 获得激光回波信号样本。根据激光雷达系统特点, 在信号中加入高斯白噪声, 信噪比从 0 dB~20 dB 变化。在每一组信噪比取值下, 三类目标各随机生成 200 个样本。在后续的分类中, 240 组数据作为训练样本, 360 组数据作为测试样本。

表 4 5 架喷气式飞机(T)、8 架螺旋桨飞机(P)和 9 架直升机(H)的仿真参数

Table 4 Simulation parameters of five turbojet aircrafts (T), eight propeller aircrafts (P) and nine helicopters (H)

Category	Rotating speed / (r/min)	$L_1$ / m	$L_2$ / m	Number of blade	Category	Rotating speed / (r/min)	$L_1$ / m	$L_2$ / m	Number of blade
H-1	394.0	0	5.640	2	P-3	1150.0	0.23	1.675	4
H-2	265.0	0	7.800	4	P-4	1800.0	0.10	1.065	5
H-3	394.0	0	5.345	3	P-5	800.0	0.49	2.350	4
H-4	265.5	0	8.150	4	P-6	1380.0	0.28	1.905	6
H-5	185.0	0	10.650	5	P-7	2180.0	0.17	0.915	2
H-6	324.0	0	7.315	2	P-8	1690.0	0.23	1.180	3
H-7	205.0	0	9.450	6	T-1	3520.0	0.38	1.100	38
H-8	383.0	0	5.500	4	T-2	8615.0	0.18	0.510	27
H-9	400.0	0	4.875	3	T-3	3000.0	0.30	1.000	30
P-1	950.0	0.28	1.905	6	T-4	5000.0	0.20	0.600	33
P-2	1650.0	0.12	1.150	5	T-5	4000.0	0.24	0.800	42

### 4.3 分类测试

利用 SVM 对上述样本进行分类实验, 本研究选取高斯核函数。分别对 GLCM 特征和 Tamura 特征阈值去噪和不去噪条件下的三类时频图像进行分类, 对比经本方法去噪以及原始时频图不同信噪比条件下的分类效果, 如图 7 所示。

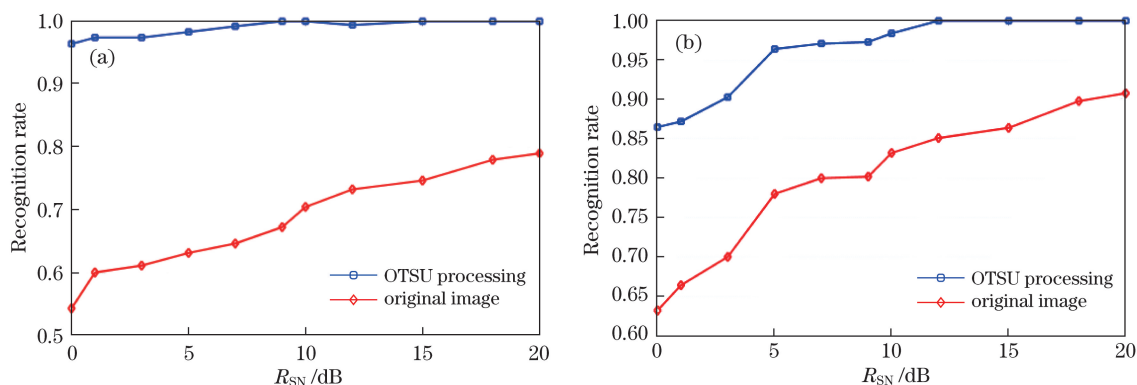


图 7 噪声对分类正确率的影响。(a) GLCM 特征;(b) Tamura 特征

Fig. 7 Influence of noise on classification accuracy rate. (a) GLCM feature; (b) Tamura feature

对于两类特征而言, 未去噪时频图所提取特征分类正确率整体偏低, 且随原始信噪比的降低分类效果均变差。图 7(a)中, GLCM 特征分类效果受噪声影响严重, 信噪比取 20 dB, 未进行去噪的目标分类正确率仅达到 79%左右, 说明该特征对轻度噪声污染的时频图像仍表现敏感。经过本研究阈值处理方法后的分类正



正确率迅速提升,在  $R_{SN}=0$  dB 处的正确率比未去噪条件下高 40%。图 7(b)中,对 Tamura 特征而言,时频图像去噪所带来的识别率提升效果也比较明显,当信噪比为 0 dB 时,分类正确率比未去噪条件下高近 30%,而当信噪比取值较大时,未做去噪处理的分类正确率也可以达到较高水平。因此,本研究提出的 OTSU 结合灰度拉伸的方法可有效去除时频图像噪声,提升纹理特征目标识别率,且对 GLCM 特征效果更为突出。

将 GLCM 以及 Tamura 特征不同信噪比水平下的分类正确率曲线绘制于图 8,比较两者特点。经过时频图去噪后,在原  $R_{SN}=0$  dB 的噪声条件下,GLCM 特征表现出更好的分类性能,正确率可以达到 96%以上,信噪比高于 10 dB 后,正确率基本达到 100%。但是 GLCM 特征的高识别率依赖于对信号的去噪效果,也从另一个角度说明本研究的时频图去噪方法适用于该提取算法,在提升特征稳健性方面优势明显。Tamura 特征在信噪比低于 5 dB 时,分类效果相对 GLCM 特征处于劣势,之后随着信噪比的提升,分类正确率也能够达到较高水平。但是从低信噪比条件下的分类性能来看,GLCM 特征具有更强的区分三类飞机目标的能力。

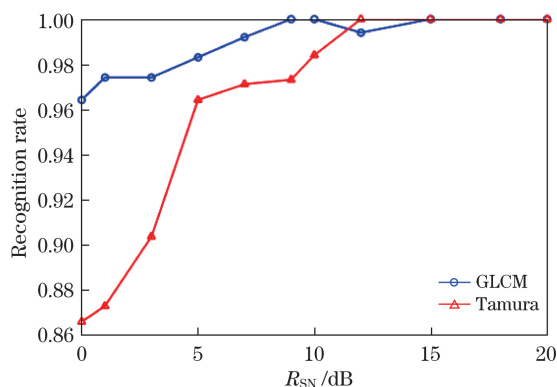


图 8 不同信噪比条件下两种特征的分类性能比较

Fig. 8 Comparison of classification performance of two kinds of feature under different SNR conditions

## 5 结 论

基于旋翼微多普勒效应研究分析了直升机、螺旋桨飞机和喷气式飞机目标激光回波信号,其旋转部件结构和运动参数区别导致信号时频分布具有周期性特征且差异明显,据此提出了利用时频图纹理特征对目标进行分类的方法。通过真实参数仿真三类目标激光回波信号进行时频分析,提取了 GLCM 特征和 Tamura 特征,并使用 SVM 对目标进行分类。

分类结果表明, GLCM 特征对噪声表现敏感,利用原始时频图进行分类的正确率较低。经过所提出的 OTSU 方法结合图像灰度拉伸处理后进行提取,信噪比为 0 dB 时分类正确率可提升至 96.4%。Tamura 特征在信噪比为 12 dB 时能够达到 100% 的正确率,但当信噪比低于 5 dB 后正确率迅速下降,分类性能劣于 GLCM 特征。结合时频图去噪方法提取纹理对三类飞机目标分类达到了较为理想的效果,且利用 GLCM 特征能够实现低信噪比条件下的目标准确分类。在实际远程弱小目标激光探测中,噪声是一个关键问题,后续的研究将着重于实验探测中极低信噪比条件下的目标分类方法,从而发挥其实际应用价值。

## 参 考 文 献

- [1] Chen V C, Li F, Ho S S, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2006, 42(1): 2-21.
- [2] Du Lan, Li Linsen, Li Weilu, *et al.* Aircraft arget classification based on correlation features from time-domain echoes[J]. Journal of Radars, 2015, 4(6): 621-629.  
杜兰, 李林森, 李玮璐, 等. 基于时域回波相关性特征的飞机目标分类方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(6): 621-629.
- [3] Wang Baoshuai, Du Lan, Liu Hongwei, *et al.* Aircraft classification based on empirical mode decomposition[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(9): 2116-2121.  
王宝帅, 杜兰, 刘宏伟, 等. 基于经验模态分解的空中飞机目标分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(9): 2116-2121.

- [4] 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.  
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.
- [5] Karabayır O, Yücedağ S M, Yücedağ O M, *et al.* Micro-Doppler-based classification study on the detections of aerial targets and wind turbines[C]. *Radar Symposium*, 2016: 1-4.
- [6] Jiang Weijian, Jiang Yue. A study on feature extraction of airplane targets based on cadence frequency diagram[J]. *Modern Radar*, 2014, 36(6): 29-34.  
姜卫建, 姜悦. 一种基于飞机目标 CFD 图的目标特征提取算法研究[J]. *现代雷达*, 2014, 36(6): 29-34.
- [7] 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.  
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.
- [8] Li Weilu. Research on classification of airplane targets based on JEM effect[D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 5-8.  
李玮璐. 基于 JEM 效应的飞机目标分类方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 5-8.
- [9] Ahmad A A, Ahmad S A, Muhammad A L. Recent developments in the use of time-frequency analysis for radar-based applications[C]. *Africon*, 2015: 1-5.
- [10] Chen Yongbin, Li Shaodong, Yang Jun, *et al.* Rotor blades echo modeling and mechanism analysis of flashes phenomena[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(13): 281-291.  
陈永彬, 李少东, 杨军, 等. 旋翼叶片回波建模与闪烁现象机理分析[J]. *物理学报*, 2016, 65(13): 281-291.
- [11] Guo Liren, Hu Yihua, Li Zheng, *et al.* Research on influence of acousto-optic frequency shifter to micro-Doppler effect detection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(2): 0212006.  
郭力仁, 胡以华, 李政, 等. 声光移频器对微多普勒效应探测的影响研究[J]. *光学学报*, 2015, 35(2): 0212006.
- [12] Mustafa M, Taib M N, Murat Z H, *et al.* GLCM texture classification for EEG spectrogram image[C]. *Biomedical Engineering and Sciences*, 2010: 373-376.
- [13] Wang Long. Study on image texture feature extraction and classification[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014: 21-22.  
王龙. 图像纹理特征提取及分类研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014: 21-22.
- [14] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1978, 8(6): 460-473.
- [15] Chen Suting, Hu Haifeng, Zhang Chuang. Surface roughness modeling based on laser speckle imaging[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(23): 105-113.  
陈苏婷, 胡海锋, 张闯. 基于激光散斑成像的零件表面粗糙度建模[J]. *物理学报*, 2015, 64(23): 105-113.
- [16] Tong S, Koller D. Support vector machine active learning with applications to text classification[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2002, 2(1): 45-66.