

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

赵越^{①②} 陈之纯^③ 纠博^{*①②} 张磊^{①②} 刘宏伟^{①②} 李真芳^{①②}

^①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

^②(西安电子科技大学信息感知技术协同创新中心 西安 710071)

^③(中国科学院上海天文台 上海 200030)

摘要: 针对低信噪比情况下窄带雷达目标分类问题, 该文提出基于时频分析的窄带雷达飞机目标分类特征提取方法。该方法利用喷气式飞机、螺旋桨飞机和直升机 3 类目标调制周期的差异, 提取时频谱域的熵值变化特性, 并给出时频分析中窗函数长度的优化选择方法。基于仿真和实测数据的实验结果表明, 该文方法可以在低信噪比情况下显著提升飞机目标正确分类概率。

关键词: 目标分类; 时频分析; 特征提取; 低信噪比; 熵值

中图分类号: TN959.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)09-2225-07

DOI: 10.11999/JEIT161204

Narrowband Aircraft Targets Feature Extraction and Classification Based on Time-frequency Analysis

ZHAO Yue^{①②} CHEN Zhichun^③ JIU Bo^{①②}

ZHANG Lei^{①②} LIU Hongwei^{①②} LI Zhenfang^{①②}

^①(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(Collaborative Innovation Center of Information Sensing and Understanding at Xidian University, Xi'an 710071, China)

^③(Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China)

Abstract: A new feature extraction method based on time-frequency analysis is proposed for aircraft targets classification under low signal-to-noise ratio. This method uses the variances of time-domain modulation periods of jet aircraft, propeller aircraft and helicopter to extract the variation of entropy in the time-frequency domain and gives a way to select optimal window lengths. Experimental result based on simulated data and measured data demonstrates that the proposed method can significantly improve the classification probability of aircraft targets under low signal-to-noise ratio.

Key words: Targets classification; Time-frequency analysis; Feature extraction; Low signal-to-noise ratio; Entropy

1 引言

现代战争中, 制空权往往决定了一场战争的胜负, 因此对敌军来袭飞机目标的有效探测和分类具有重要意义, 雷达目标识别(RATR)也就应运而生。20 世纪初, Chen 等人^[1,2]提出飞行目标上的高速旋转部件(旋翼、螺旋桨等)的转动可以看作微运动。通过对微运动引起的微多普勒现象进行分析能够获得飞行目标的运动及结构的特征信息。因此利用微

多普勒效应对飞机目标进行分类是最近 RATR 领域的研究热点。

目前, 国内外文献针对窄带雷达飞机目标分类的主要方法是提取喷气发动机调制(JEM)特征^[3]。文献[4-6]利用多普勒调制谱线的谱线间隔来实现飞机目标分类, 但此类方法需要较长的雷达驻留时间和较高的脉冲重复频率, 在实际情况下, 低分辨雷达常常无法同时满足此条件; 在短驻留时间下, 文献[7]利用特征谱散布特性提取调制多普勒谱线条数, 解决了多普勒分辨率较低的问题, 但此方法提取的多普勒谱线条数对噪声较为敏感, 在低信噪比情况下分类概率会迅速下降, 大大限制其在实际中的应用。

本文针对以上低信噪比情况下 JEM 特征提取的问题, 提出了一种基于时频分析的特征提取方法,

收稿日期: 2016-11-08; 改回日期: 2017-06-05; 网络出版: 2017-06-30

*通信作者: 纠博 bojiu@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671351), 国家杰出青年科学基金(61525105)

Foundations Items: The National Natural Science Foundation of China (61671351), The National Science Fund for Distinguished Young Scholars (61525105)

对 3 类飞机(喷气式飞机,螺旋桨飞机和直升机)进行分类。首先对窄带雷达理想旋翼模型分析并指出在低信噪比情况下,回波调制周期比多普勒谱线条数更具有稳健性;然后再利用时频分析的方法,通过窗函数截取信号,对截取信号分别在时频域上进行熵值变换,并指出其熵值与调制周期的关系,提出时频域熵值的特征提取方法;最后讨论窗函数长度的选择对所提特征的影响,提出最优窗长选择方法。

2 理想旋翼参数模型

假设不考虑机身分量,从窄带雷达得到的飞机目标回波信号可以表示为^[8]

$$s_r(t) = x(t) + n(t) = a(t)\exp[j\varphi(t)]\exp(j2\pi f_c t) + n(t) \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 为旋翼回波分量, $a(t)$ 为瞬时幅度, $\varphi(t)$ 为瞬时相位, $n(t)$ 为均值为 0, 方差为 σ^2 的复高斯白噪声。文献[7]描述了旋翼回波的时域模型,其中时域信号会产生周期调制,其调制周期即为桨叶周期,并且能量主要集中在 \tilde{t} 处。

$$\tilde{t} = \frac{(\pi/2\phi_0 - 2\pi n/N)}{2\pi f_r} \quad (2)$$

式中, ϕ_0 为旋转初相角; N 为旋翼个数; f_r 为旋翼旋转频率。假定信号是宽平稳的,初始相位是在 $[0, 2\pi]$ 上均匀分布的独立随机变量,考虑到噪声与信号不相关,其协方差矩阵:

$$R_s = R_x + R_n = Q \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_L \end{bmatrix} Q^H + Q \begin{bmatrix} \sigma^2 & & & 0 \\ & \sigma^2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \sigma^2 \end{bmatrix} Q^H \quad (3)$$

其中, Q 为特征向量构成的矩阵,由旋翼回波的时域模型可知, JEM 调制回波是一系列等间隔的共 K 条谱线的和,而多普勒谱线条数与信号自相关矩阵的大特征值个数相对应。当信噪比低时,即噪声方差 σ^2 较大,则噪声会影响信号的自相关矩阵 R_s 大特征值的个数,即大特征值为 $\lambda_m + \sigma^2, m = 1, 2, \dots, L, L > K$ 。由此看出,在低信噪比情况下,根据多普勒谱线条数提取特征谱特征不具有稳健性。由式(2)可知,回波能量主要集中在 \tilde{t} 周围,当加入复高斯白噪声时,并不会影响 \tilde{t} 的取值,信号的调制周期不会改变,因此在低信噪比情况下调制周期相对于多普勒谱线条数是一种更为稳定的 JEM 特性。

3 基于时频分析的特征提取

对理想旋翼模型分析发现,飞机目标旋翼的数量、位置、形状都会对时域回波模型产生影响,使得不同种类的飞机目标调制特性存在明显的差异:直升机的调制周期最大;喷气式飞机调制周期最小。其中飞机旋翼的周期性运动会使信号微多普勒频率随时间有周期性变化,且不同飞机信号微多普勒频率变化的周期不同。考虑到时频分析方法能够反映信号频率随时间的变化关系,具有局部分析时频特性的能力,本文采用时频分析的方法分析 JEM 特性。

3.1 时频分析

时频分析^[9,10]方法在一定程度上弥补了常规傅里叶变换不具有局部分析能力的不足,对于时变信号,能够反映信号频率随时间的变化,即同时利用回波信号时域和频域两维信息来描述飞机目标回波信号的周期调制特性。图 1 展示驻留时间内 3 类飞机信号的滑窗截取过程。可以看出,在窗函数滑动过程中,不同种类飞机信号在时域和频域的能量散布程度变化有较大差异。考虑到熵能够反映信号能量散布程度^[11],本文采用熵值来描述信号能量在时频域中的分布规律。图 2 显示了不同时刻窗内截取信号的时域和频域熵值变化情况。

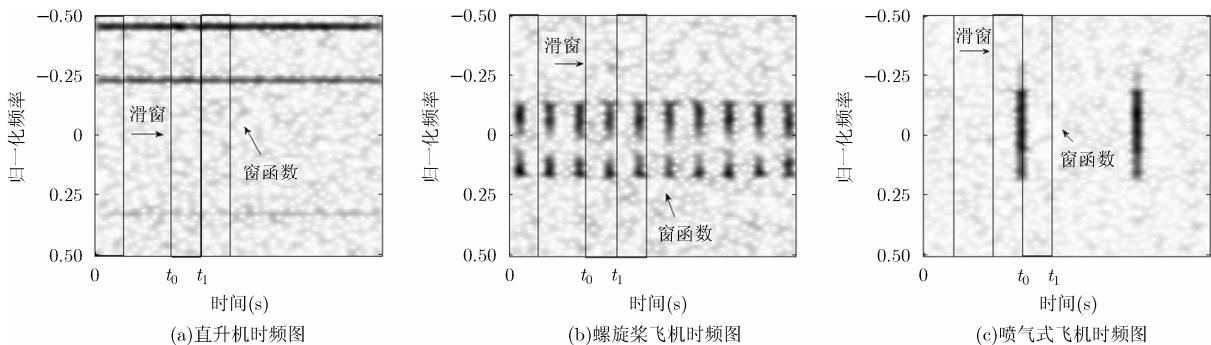


图 1 3 类飞机滑窗过程示意图

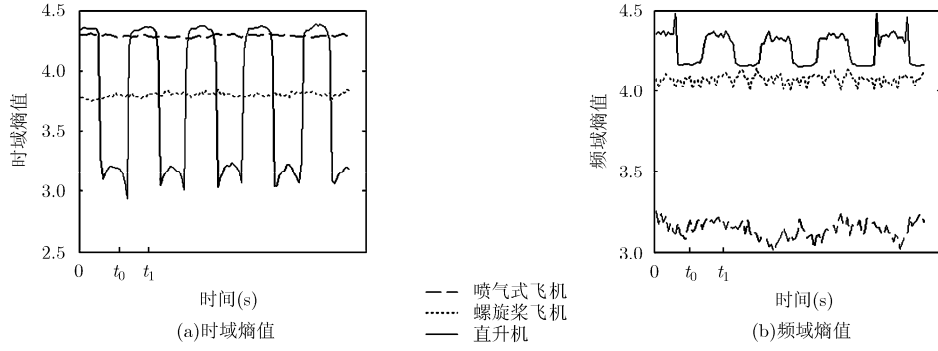


图2 3类飞机时频域熵值变化关系

3.2 特征提取

由3.1节分析可知，不同飞机时频域熵值变化周期和大小均存在差异，通过时频分析方法可以提取能够反应目标微动本质的较为稳定的熵值特征。特征提取的步骤如下：

初始化：长度为 \bar{L} 的时域信号 $\mathbf{u} = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_{\bar{L}}]$ ，长度为 W 的矩形窗函数。

第1步 对时域信号 \mathbf{u} ，滑窗得到 $\bar{L} - W + 1$ 个长度为 W 的信号：

$$s_i = [u_i \ \dots \ u_n \ \dots \ u_{i+W-1}], \quad i = 1, 2, \dots, \bar{L} - W + 1$$

第2步 计算信号 s_i 时域熵值：

$$a_i = - \sum_{n=i}^{i+W-1} p_t(n) \ln p_t(n), \quad p_t(n) = \frac{u_n}{\sum_{n=i}^{i+W-1} u_n}$$

对信号 s_i 进行傅里叶变换，得到频谱 $\mathbf{f}_i = [f_i \ \dots \ f_n \ \dots \ f_{i+W-1}]$ ，计算信号 \mathbf{f}_i 频域熵值：

$$b_i = - \sum_{n=i}^{i+W-1} p_f(n) \ln p_f(n), \quad p_f(n) = \frac{f_n}{\sum_{n=i}^{i+W-1} f_n}$$

第3步 提取以下4种特征：

第1种：时域熵值均值

$$F_1 = \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} a_i \quad (4)$$

第2种：时域熵值二阶矩

$$F_2 = \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} \left(a_i - \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} a_i \right)^2 \quad (5)$$

第3种：频域熵值均值

$$F_3 = \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} b_i \quad (6)$$

第4种：频域熵值二阶矩

$$F_4 = \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} \left(b_i - \frac{1}{\bar{L} - W + 1} \sum_{i=1}^{\bar{L} - W + 1} b_i \right)^2 \quad (7)$$

4 窗长优化

对于时频分析方法，信号时频域熵值变化的大小与窗函数长度有密切关系，选择合适的时频窗函

数长度十分重要，因此需要对窗长进行优化。

如图1所示，假设直升机、螺旋桨飞机和喷气式飞机种类分别为 N_h ， N_p 和 N_j ，其调制周期分别为 T_{h,n_h} ($n_h = 1, 2, \dots, N_h$)， T_{p,n_p} ($n_p = 1, 2, \dots, N_p$)和 T_{j,n_j} ($n_j = 1, 2, \dots, N_j$)。假设不考虑机身分量，在短驻留时间内忽略目标姿态角和距离变化， t_{1,n_h} 代表第 n_h 种直升机的桨叶周期。如图2所示，随着窗函数滑动，喷气式飞机和螺旋桨飞机时域熵值保持稳定，其变化只受噪声影响，而直升机分为窗函数内无波峰和有波峰两个时间段，在各个时间段内时域熵值的变化同样只受噪声影响。则喷气式飞机、螺旋桨飞机和直升机的时域熵值表达式分别为

$$\left. \begin{aligned} a_{j,n_j}(t) &= \bar{a}_{j,n_j} + a_n, & t \in [0 \ t_{1,n_h}] \\ a_{p,n_p}(t) &= \bar{a}_{p,n_p} + a_n, & t \in [0 \ t_{1,n_h}] \\ a_{h,n_h}(t) &= \begin{cases} \bar{a}_{h1,n_h} + a_n, & t \in [0 \ t_0] \\ \bar{a}_{h2,n_h} + a_n, & t \in [t_0 \ t_{1,n_h}] \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中， a_n 代表噪声的时域熵值， \bar{a}_{j,n_j} 和 \bar{a}_{p,n_p} 分别为第 n_j 种喷气式飞机和第 n_p 种螺旋桨飞机的旋翼调制回波的窗内时域熵值，对于直升机旋翼调制回波，当 $0 < t \leq t_0$ 时，窗函数内无波峰，时域熵值为 \bar{a}_{h1,n_h} ，当 $t_0 < t \leq t_{1,n_h}$ 时，窗函数截取到波峰，时域熵值为 \bar{a}_{h2,n_h} 。同理，喷气式飞机、螺旋桨飞机和直升机的频域熵值随时间变化的表达式分别为

$$\left. \begin{aligned} b_{j,n_j}(t) &= \bar{b}_{j,n_j} + b_n, & t \in [0 \ t_{1,n_h}] \\ b_{p,n_p}(t) &= \bar{b}_{p,n_p} + b_n, & t \in [0 \ t_{1,n_h}] \\ b_{h,n_h}(t) &= \begin{cases} \bar{b}_{h1,n_h} + b_n, & t \in [0 \ t_0] \\ \bar{b}_{h2,n_h} + b_n, & t \in [t_0 \ t_{1,n_h}] \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中， b_n 代表噪声的频域熵值， \bar{b}_{j,n_j} 和 \bar{b}_{p,n_p} 分别为第 n_j 种喷气式飞机和第 n_p 种螺旋桨飞机的旋翼调制回波的窗内频域熵值，当 $0 < t \leq t_0$ 时，直升机旋

翼调制回波的频域熵值为 \bar{b}_{h1,n_h} ，当 $t_0 < t \leq t_{1,n_h}$ 时，直升机旋翼调制回波的频域熵值为 \bar{b}_{h2,n_h} 。喷气式飞机的4种特征分别为

$$\left. \begin{aligned} F_{1_j} &= \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \bar{a}_{j,n_j} + m(a_n) \\ F_{2_j} &= \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \left(\bar{a}_{j,n_j} - \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \bar{a}_{j,n_j} \right)^2 + D(a_n) \\ F_{3_j} &= \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \bar{b}_{j,n_j} + m(b_n) \\ F_{4_j} &= \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \left(\bar{b}_{j,n_j} - \frac{1}{N_j} \sum_{n_j=1}^{N_j} \bar{b}_{j,n_j} \right)^2 + D(b_n) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中， $m(\cdot)$ 表示计算均值， $D(\cdot)$ 表示计算方差。同理，螺旋桨飞机的4种特征分别为

$$\left. \begin{aligned} F_{1_p} &= \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \bar{a}_{p,n_p} + m(a_n) \\ F_{2_p} &= \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \left(\bar{a}_{p,n_p} - \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \bar{a}_{p,n_p} \right)^2 + D(a_n) \\ F_{3_p} &= \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \bar{b}_{p,n_p} + m(b_n) \\ F_{4_p} &= \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \left(\bar{b}_{p,n_p} - \frac{1}{N_p} \sum_{n_p=1}^{N_p} \bar{b}_{p,n_p} \right)^2 + D(b_n) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

直升机的4种特征分别为

$$\left. \begin{aligned} F_{1_h} &= \frac{1}{N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} \frac{1}{t_{1,n_h}} \left(t_0 \bar{a}_{h1,n_h} + (t_{1,n_h} - t_0) \bar{a}_{h2,n_h} \right) + m(a_n) \\ F_{2_h} &= \frac{1}{N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} \frac{1}{t_{1,n_h}} \left(\bar{a}_{h1,n_h} - \bar{a}_{h2,n_h} \right)^2 t_0 (t_{1,n_h} - t_0) + D(a_n) \\ F_{3_h} &= \frac{1}{N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} \frac{1}{t_{1,n_h}} \left(t_0 \bar{b}_{h1,n_h} + (t_{1,n_h} - t_0) \bar{b}_{h2,n_h} \right) + m(b_n) \\ F_{4_h} &= \frac{1}{N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} \frac{1}{t_{1,n_h}} \left(\bar{b}_{h1,n_h} - \bar{b}_{h2,n_h} \right)^2 t_0 (t_{1,n_h} - t_0) + D(b_n) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

将式(10)、式(11)和式(12)代入 Fisher 准则函数^[12],

$$\begin{aligned} J_i &= \left[\left(m(F_{i_j}) - \bar{m}_i \right)^2 + \left(m(F_{i_p}) - \bar{m}_i \right)^2 \right. \\ &\quad \left. + \left(m(F_{i_h}) - \bar{m}_i \right)^2 \right] \\ &\quad \left/ \left[D(F_{i_j}) + D(F_{i_p}) + D(F_{i_h}) \right] \right], \\ &\quad i = 1, 2, 3, 4 \end{aligned} \quad (13)$$

其中， $\bar{m}_i = (F_{i_j} + F_{i_p} + F_{i_h})/3$ 。为使不同种类样本之间均值之差尽可能大，类内样本的离散程度

尽可能小。令 $\mathbf{J} = [J_1 \ J_2 \ J_3 \ J_4]^T$ ，求出 \mathbf{J} 的最大值对应的参数 t_0 ，即

$$t_0 = \arg \max_{t_0} \mathbf{J} \quad (14)$$

为了解式(14)，可对式(13)进行求导

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial t_0} = \mathbf{0} \Rightarrow \begin{cases} t_0 = \frac{1}{2N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} t_{1,n_h} \\ 0 < t_0 < \min \{ [t_{1,1} \ t_{1,2} \ \dots \ t_{1,N_h}] \} \end{cases} \quad (15)$$

窗长 W 与 t_0 的关系如式(16):

$$W = f_p \left(\frac{1}{N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} t_{1,n_h} - t_0 \right) \quad (16)$$

其中， f_p 为脉冲重复频率。对于真实飞机旋翼模型，直升机的调制周期远大于螺旋桨飞机和喷气式飞机，由式(15)和式(16)得到

$$W = f_p \frac{1}{2N_h} \sum_{n_h=1}^{N_h} T_{h,n_h} \quad (17)$$

通过上述讨论，当窗长满足式(17)时，为最优窗长，本文所提特征具有最大类间距离和最小类内距离，能够得到最佳分类效果。

5 仿真实验

5.1 仿真数据实验

本实验首先通过仿真数据验证本文特征提取方法的有效性。其中雷达脉冲重复频率为 5 kHz，根据表 1 建立 3 类飞机的理想旋翼参数模型。训练数据和测试数据采用 3 类目标仿真数据，每 1 类飞机分别有 2 种类型，每种类型飞机各有 200 组数据，共有训练样本 1200 个，训练样本 1200 个。

首先评估分类概率随窗长 W 的变化，对训练和测试数据按信噪比为 5 dB 加入复高斯白噪声，使用支持向量机^[14,15](SVM)作为分类器，SVM 的核函数使用高斯核，重复进行 5 次实验，求得平均分类概率，得到的平均分类概率随窗长变化如图 3 所示。由表 1 可知，2 种直升机时域调制周期分别为 33 ms 和 39 ms，通过式(17)计算得到最优窗长为 90。从

表 1 仿真实验目标参数^[13]

飞机种类	旋翼个数	旋翼长度(m)	旋翼转速 (rad/s)
喷气式飞机 1	38	1.10	369~399
喷气式飞机 2	27	0.51	903~950
螺旋桨飞机 1	4	1.70	126~140
螺旋桨飞机 2	4	1.95	130~146
直升机 1	4	5.50	40~45
直升机 2	8	16.10	20~24

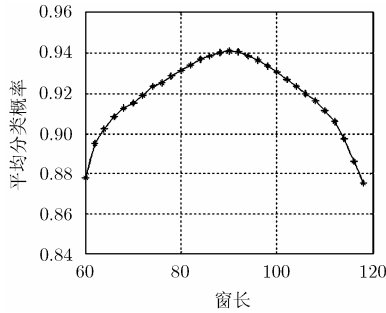


图 3 识别率随窗长变化

图中可以看出实验得到的最优窗长与理论得到的最优窗长一致。

之后进行在不同雷达参数下，分类概率随信噪比变化的实验。对训练和测试数据按不同的信噪比加入噪声评估分类性能。其中，对于每个信噪比水平，均按蒙特卡罗(Monte-Carlo)方法加入高斯白噪声进行 10 次实验，求得平均分类概率。首先保持脉冲重复频率不变，改变驻留时间，即驻留时间分别为 50 ms, 60 ms 和 70 ms，得到的分类性能随信噪比变化如图 4 所示。其次保持驻留时间不变，改变脉冲重复频率，即脉冲重复频率分别为 5 kHz, 6 kHz 和 7 kHz，得到的分类性能随信噪比变化如图 5 所示。图 4 和图 5 中特征谱是指直接使用特征谱^[7]作为特征向量进行分类，熵特征是指使用 3.2 节提出的 4 种特征进行分类。

从图4和图5中可得，在不同雷达参数下，即改变驻留时间和脉冲重复频率，熵值特征的分类性能始终优于特征谱特征。其中，在低信噪比(SNR=-5 dB)情况下，由于旋转部件信息被噪声污染，特征谱特征提取的多普勒谱线条数受噪声功率影响，其分类性能较差；而对于熵值特征，因其利用了调制周期信息，受噪声影响较小，分类性能相对较高。通过仿真实验可以看出通过时频分析的方法使用熵值特征对飞机目标进行分类，适用于低信噪比情况。

5.2 实测数据实验

接下来使用雷达实测数据验证所提方法的性能。实测场景中，雷达目标分别包括 1 种喷气式飞机，1 种螺旋桨飞机和 2 种直升机，其中 2 种直升机可归为 1 类。雷达脉冲重复频率为 4 kHz, 1 个 CPI 中得到的脉冲积累数为 256。训练数据集和测试数据集各自从不同的雷达观测时间段中抽取，其中训练数据为 100 个喷气式飞机样本，92 个螺旋桨飞机样本和 82 个直升机样本；测试数据包括 97 个喷气式飞机样本，86 个螺旋桨飞机样本和 81 个直升机样本。实验安排如下：评估分类概率随窗长 W 的变化；评估不同信噪比条件下的分类性能。实验选用 SVM 分类器，核函数选择高斯核函数。图 6 给出当 2 种直升机的时域调制周期分别为 22 ms 和 30 ms 时，分类概率随窗长 W 的变化。可以看出，分类概率随窗长变化先升高后下降，当窗长满足式(17)时，分类概率最高，验证了本文所提窗长优化方法的有效性。

对于实测数据实验，通过对实测数据人工加入白噪声的方式评估不同信噪比下的分类性能。训练数据和测试数据按 Monte-Carlo 方法加入不同信噪比高斯白噪声进行 10 次独立实验。图 7 给出在不同信噪比条件下的平均分类概率，可以看出在低信噪比降至 -5 dB 时，特征谱方法几乎不具有分类能力，而熵值特征能够在复杂噪声情况下利用微动信息，分类概率接近 80%；在信噪比从 -5 dB 到 10 dB 变化过程中，特征谱方法的分类性能迅速提高，但始终低于熵值特征。这与图 5 中所示的仿真数据的结果相符合。由此可得，在真实场景中利用时频分析的方法提取飞机目标的熵值特征，能够在低信噪比情况下保持较好的分类性能。

6 结束语

对于窄带雷达，采用特征谱散布特征提取 JEM 特征对噪声较为敏感，在低信噪比情况下分

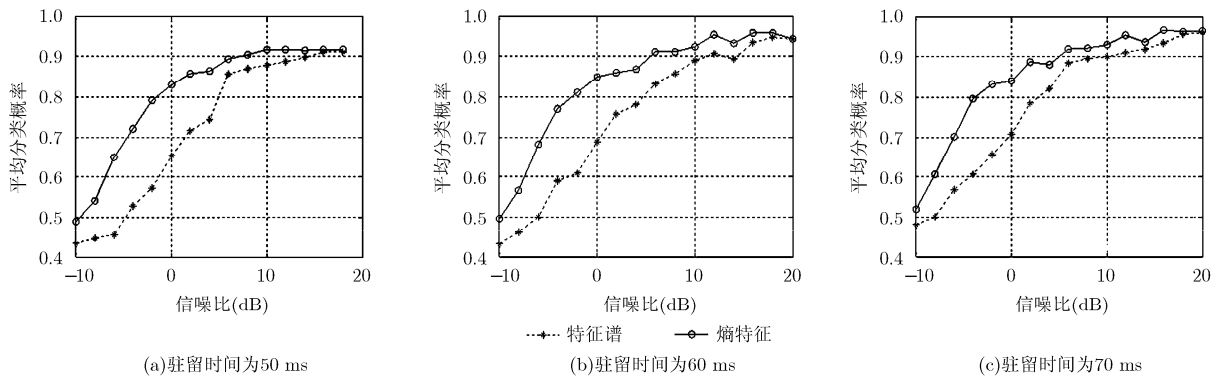


图 4 不同驻留时间下，仿真数据分类性能随信噪比的变化

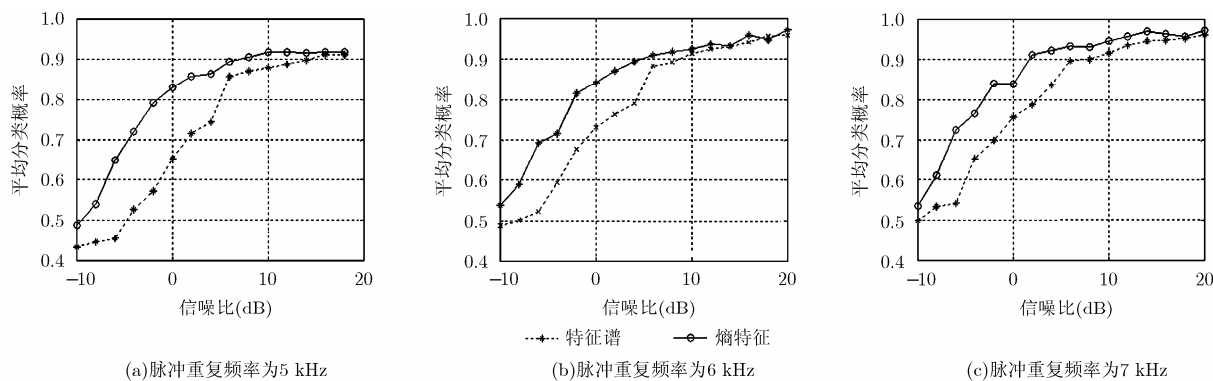


图5 不同脉冲重复频率下, 仿真数据分类性能随信噪比的变化

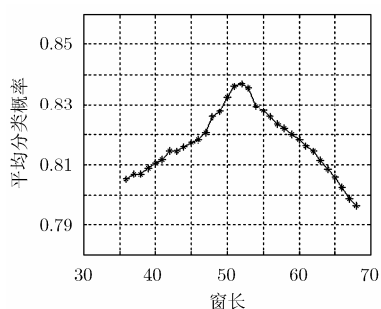


图6 识别率随窗长变化

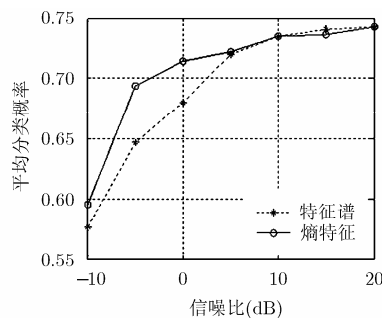


图7 分类性能随信噪比的变化

类概率会迅速下降。本文从时频分析角度, 提出了一种基于信号时频域熵值特征的分类方法, 并对时频变换中窗函数长度进行优化。针对本文方法, 分别使用仿真和实测数据进行实验, 实验结果验证了在低信噪比情况下, 利用不同飞机调制周期的差异提取的时频谱域的熵值特征能够提高飞机目标的分类性能。

参考文献

- [1] CHEN V C. The Micro-Doppler Effect in Radar[M]. USA, Artech House, 2011: 18-22.
- [2] CHEN V C, FAYIN L, SHENSHYANG H, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: Phenomenon, model, and simulation study[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1): 2-21. doi: 10.1109/TAES.2006.1603402.
- [3] 杨守峰, 吴海坤, 王晓, 等. 低分辨率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.1674-2230.2015.04.004.
YANG Shoufeng, WU Haikun, WANG Xiao, *et al.* Target feature extraction and recognition based on low-resolution radar[J]. *Electronic Warfare Technology*, 2015, 30(4): 15-20. doi: 10.3969/j.issn.1674-2230.2015.04.004.
- [4] 符婷. 基于微多普勒特征的目标分类方法研究[D]. [硕士学位论文], 西安电子科技大学, 2011.
FU Ting. Research on classification of target based on Micro-Doppler[D]. [Master dissertation], Xidian University, 2011.
- [5] 关永胜, 左群声, 刘宏伟. 基于微多普勒特征的空间锥体目标识别[J]. *电波科学学报*, 2011, 26(2): 209-215. doi: 10.13443/j.cjors.2011.02.028.
GUAN Yongsheng, ZUO Qunsheng, and LIU Hongwei. Micro-Doppler signature based cone-shaped target recognition[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2011, 26(2): 209-215. doi: 10.13443/j.cjors.2011.02.023.
- [6] 关永胜, 左群声. 基于特征谱的空间锥体目标识别方法[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2014, 9(2): 556-559. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2014.02.010.
GUAN Yongsheng and ZUO Qunsheng. Eigenvalue spectrum signature based cone-shaped target recognition[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2014, 9(2): 556-559. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2014.02.010.
- [7] 陈凤, 刘宏伟, 杜兰, 等. 基于特征谱散布特征的低分辨率雷达目标分类方法[J]. *中国科学(信息科学)*, 2010, 40(4): 624-636.
- [8] 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. doi: 10.12000/JR15117.
DU Lan, LI Linsen, LI Weilu, *et al.* Aircraft target classification based on correlation features from time-domain echoes[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(6): 621-629. doi: 10.

- 12000/JR15117.
- [9] 庞存锁, 刘磊, 单涛. 基于短时分分数阶傅里叶变换的时频分析方法[J]. 电子学报, 2014, 42(2): 347-352. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.021.
- PANG Cunsuo, LIU Lei, and SHAN Tao. Time-frequency analysis method based on short-time fractional fourier Transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(2): 347-352. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.021.
- [10] 李庆忠, 李瑞芹, 黎明, 等. 基于时频分析的高频地波雷达目标检测算法[J]. 电波科学学报, 2015, 30(5): 943-950. doi: 10.13443/j.ejors.2014112701.
- LI Qingzhong, LI Ruiqin, LI Ming, *et al.* A target detection algorithm of HFSWR based on time-frequency analysis[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2015, 30(5): 943-950. doi: 10.13443/j.ejors.2014112701.
- [11] 俞万友, 杨广玉, 赵洪立. 基于多普勒谱特征分析的舰船长度分析[J]. 雷达科学与技术, 2015, 13(5): 522-526. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2015.05.013.
- YU Wanyou, YANG Guangyu, and ZHAO Hongli. A new method for ship length estimation based on Doppler spectrum analysis[J]. *Radar Science and Technology*, 2015, 13(5): 522-526. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2015.05.013.
- [12] 张艳丽. 高维数据下的判别分析及模型选择方法[D]. [博士学位论文], 山东大学, 2015.
- ZHANG Yanli. Discriminant analysis and model selection method for high dimensional data[D]. [Ph.D. dissertation], Shandong University, 2015.
- [13] 韩勋, 杜兰, 刘宏伟, 等. 基于时频分布的空间锥体目标微动形式分类[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(4): 684-691. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.04.02.
- HAN Xun, DU Lan, LIU Hongwei, *et al.* Classification of micro-motion form of space cone-shaped objects based on time-frequency distribution[J]. *System Engineering and Electronics*, 2013, 35(4): 684-691. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.04.02.
- [14] CHRYSOSTOMOU C and SEKER H. Structural classification of protein sequences based on signal processing and support vector machines[C]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Orlando, FL, USA, 2016: 3088-3091. doi: 10.1109/EMBC.2016.7591382.
- [15] PANTELIS B, SERGIOS T, CHARALAMPOS M, *et al.* Complex support vector machines for regression and quaternary classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(6): 1260-1274. doi: 10.1109/TNNLS.2014.2336679.
- 赵越: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为 ISAR 高分辨成像、雷达自动目标识别.
- 陈之纯: 男, 1963年生, 研究员, 研究方向为航天测控通信和时间测量技术.
- 纠博: 男, 1982年生, 博士, 副教授, 博士生导师, 研究方向为自适应信号处理、雷达自动目标识别、认知雷达.
- 张磊: 男, 1984年生, 博士, 副教授, 研究方向为 SAR、ISAR 高分辨成像与运动补偿.
- 刘宏伟: 男, 1973年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理、MIMO 雷达、雷达目标识别、自适应信号处理、认知雷达等.
- 李真芳: 男, 1977年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为 SAR 干涉系统设计.