



基于随机森林的雷达信号脉内调制识别

刘歌, 张国毅, 于岩

(空军航空大学信息对抗系, 吉林 长春 130022)

摘要: 针对雷达信号脉内调制识别算法存在着准确率低的问题, 提出一种新的雷达脉内调制类型自动识别方法, 该方法首先提取雷达信号时频图像的形状特征和纹理特征构成融合特征, 然后将融合特征输入随机森林分类器, 实现信号的分类识别。仿真实验中对 8 种常见的不同调制类型的雷达信号进行识别, 提出的算法在信噪比为 -2 dB 时识别准确率可以达到 90% 以上, 验证了该方法的有效性。

关键词: 雷达信号识别; 时频图像; 融合特征; 随机森林

中图分类号: TN971.1

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016151

Intra-pulse modulation recognition of radar signal based on random forest

LIU Ge, ZHANG Guoyi, YU Yan

Department of Information Countermeasures, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China

Abstract: To solve the existing problems of low recognition rate and noise problem in radar signal recognition, the fusion feature extraction method of time-frequency image and the random forest classifier is applied to the identification of radar signals. The radar signal time-frequency image was firstly extracted the shape features and texture features to constitute fusion characteristics, into and then input fusion characteristics random forest classifier recognition of the signal classification was realized. The results of simulation experiments for eight kinds of common radar signals to recognition show that recognition accuracy of the method proposed can be achieved more than 90% in SNR -2 dB, so it also verify the effectiveness of the method.

Key words: radar signal recognition, time-frequency image, fusion feature, random forest

1 引言

电子侦察是现代电子战胜利的关键因素, 而雷达信号的识别是电子情报侦察的关键过程。其中, 雷达信号的特征提取和分类器的选择是影响雷达脉内信号识别精度的两个重要因素。

随着电磁环境的日趋复杂, 直接将信号的五大参数作为识别特征传统方法已经失效。因此, 对雷达信号的脉内

特征的研究变得越来越多, 参考文献[1-4]提出了时域自相关法、调制域分析法、倒谱分析法、谱相关法等脉内特征提取法。但这些方法可行性较差, 在低信噪比下性能严重下降。之后, 以信号的时频图像特征作为分类依据的方法逐渐发展起来。例如, 白航通过分别提取二值图像伪 Zernike 矩^[5] 以及 Reyni 熵^[6] 特征与支持向量机 (support vector machine, SVM) 结合实现对信号的识别, 但是没有充分利用图像的其他特征, 不具有全面性。在分类器的选取上, 常用



的贝叶斯分类器需要大样本训练;神经网络(neural network, NN)分类器预测准确,但是需要大量的参数,学习时间过长,甚至可能达不到学习的目的;SVM虽然对小样本、高维、非线性样本具有较好的分类效果,但是对非线性问题没有通用解决方案^[7]。

针对以上问题,为了能够有效实现雷达信号的自动识别,从反映信号本质特征的时频图像入手,提取时频图像的纹理特征与形状特征,构成融合特征,作为识别雷达信号的特征。对于分类器的选取,本文选择组合分类器——随机森林(random forest, RF),它包含多个决策树,具有在不增加运算量的基础上达到较高的预测精度、处理高维数据、较好的容噪能力等优点。仿真实验中,提取了8种常见的雷达信号的时频图像的融合特征,并采用RF分类器进行分类识别。实验结果表明,提出的特征提取方法效果优于传统的特征提取方法,RF分类器的性能也明显优于SVM与NN,且该方法在低信噪比下能够获得较高的准确率。

2 时频图像特征融合

雷达信号的特征提取方法直接影响着分类器分类识别结果的准确性。经过对不同调制类型的雷达信号时频图像的仔细分析与对比,发现它们具有明显不同的图像特征。通过对图像特征的了解,它大致分为视觉特征、统计特征、变换系数特征、代数特征^[8]等,通常仅用单一的局部特征很难准确地反映出不同图像之间的差异性,因此提出将多种特征进行融合,即将图像的纹理特征和形状特征相结合,这样图像像素的特点能够较全面地表述出来,作为不同调制类型雷达信号的识别特征,能够反映不同调制类型信号之间的差异性,获得更好的提取结果。

2.1 雷达信号时频变换

本文采用改进的B分布(modified B distribution, MBD)对雷达信号进行时频变换。MBD是由Boashash和Hussainn两人对B分布进行改进而来。

B分布的定义如下:

$$B(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G(u-t, \tau) R(u, \tau) e^{-j2\pi f\tau} du d\tau \quad (1)$$

其中, $G(u-t, \tau) = \left(\frac{|\tau|}{\cosh^2(t)} \right)^\xi$ 为核函数, $R(u, \tau) = z \left(u + \frac{\tau}{2} \right) z^* \left(u - \frac{\tau}{2} \right)$ 为自相关函数。

MBD分布对B分布的核函数进行了修改,修改后的核函数为:

$$G(u-t, \tau) = \frac{K_a}{\cosh^{2\xi}(t)} \quad (2)$$

其中, $K_a = \frac{\Gamma(2\xi)}{2^{2\xi-1}\Gamma^2(\xi)\cosh^{2\xi}(t)}$, $\Gamma(\xi) = \int_0^\infty t^{\xi-1} e^{-t} dt$ 。设置参数 $\xi (0 < \xi < 1)$ 控制时频分辨率以及交叉项的抑制程度,从而在抑制交叉项与提高时频分辨率之间有一个很好的兼顾,因此,MBD的综合指标最优^[9]。

2.2 时频图像预处理

将MBD时频图像进行灰度化处理,得到时频灰度图像。由于灰度图像依然能够反映整幅图像的整体和局部的特点,且可以降低后续相应图像分析和处理的计算量,因此在此图像处理中应用广泛。

图像的灰度化处理是指将彩色图像转化为灰度图像的过程。图像的灰度化处理一般采用以下两种方法来实现。

(1)将每个像素点的R、G、B 3个分量的平均值,作为灰度图像中这个像素的3个分量。

(2)根据像素点的亮度等级以及RGB和YUV颜色空间的变化关系,可建立亮度Y与R、G、B 3个颜色分量的对应: $Y = 0.3R + 0.59G + 0.11B$,以这个亮度值表达图像的灰度值。

本文采用第一种方法对时频图像进行灰度化处理。

选择8种常见的雷达脉内调制信号,将其MBD时频图像转化为灰度图像,如图1所示,这8种信号包括常规雷达信号(normal signal, NS)、线性调频(linear frequency modulation, LFM)信号、非线性调频(non-linear frequency modulation, NLFM)信号、频率编码(2FSK)信号、二相编码(BPSK)信号、四相编码(QPSK)信号、多相编码(MPSK)信号和线性调频连续波(linear frequency modulation continuous wave, LFM CW)信号。

通过对比图1中8种信号的时频图像可知,不同信号的时频图像存在着明显的差异性。因此,通过提取反映图像本质的特征可以作为不同调制类型雷达信号的识别特征,从而识别出不同调制类型的雷达信号。

噪声的存在会导致时频图像质量下降,从而影响图像特征提取的准确性,有必要在提取图像特征之前,对时频图像进行相关的预处理,减小噪声的影响,提高图像质量,保证特征提取的有效性。因此,采用自适应维纳滤波器^[10]来滤除噪声在时频图像上对信号自分量的影响。

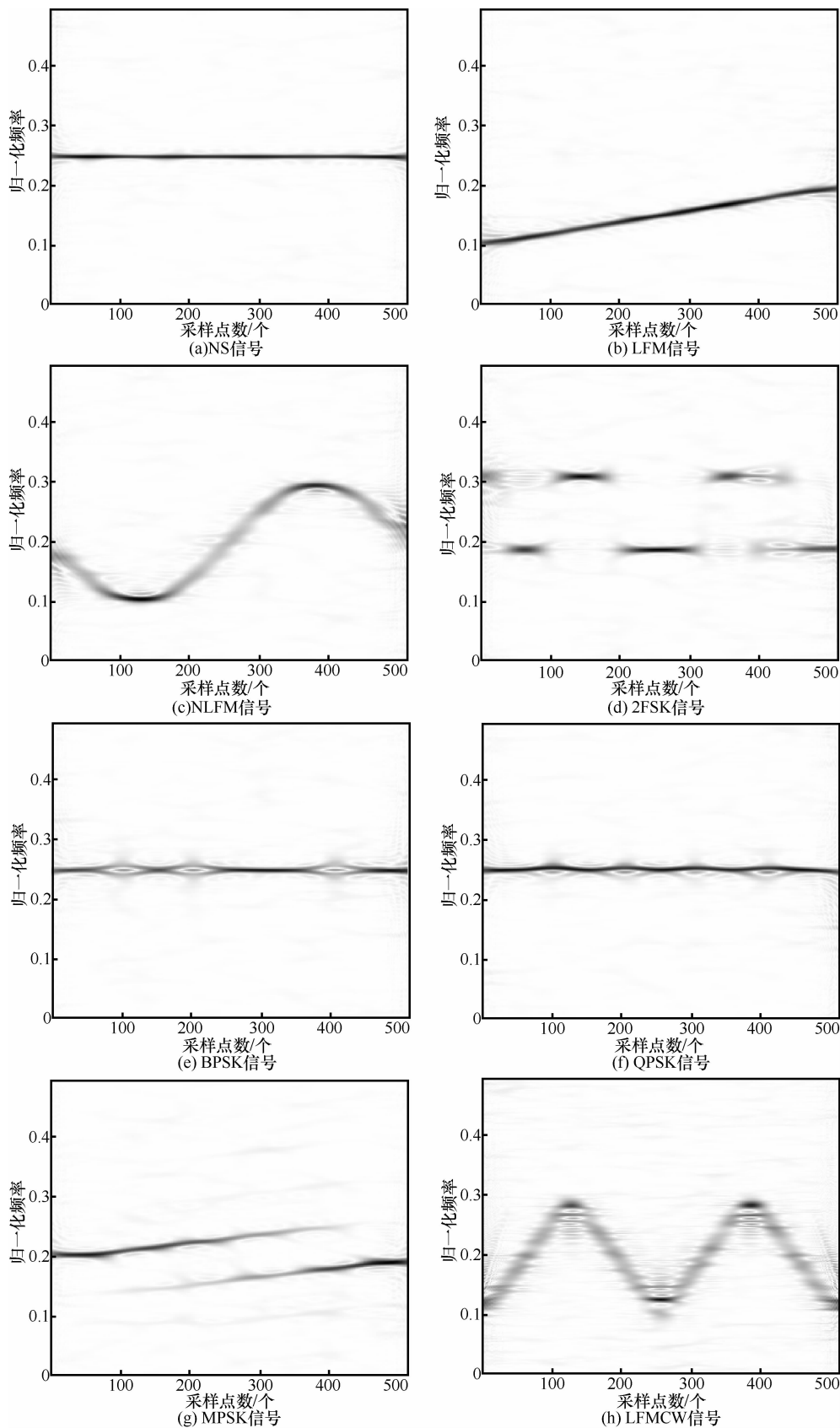


图1 8种常见雷达脉内调制信号的时频灰度



2.3 时频图像特征提取

对时频图像提取的特征,需要满足两个条件:一是在特征空间中各特征的类间距离大,而类内距离小;二是提取的特征受环境条件影响较小,具有较好的抗噪性能。

为了更全面地反映不同调制类型的雷达信号时频图像的差异性,将时频图像的细微特征与整体特征相结合,提取时频图像的纹理特征与形状特征,构成雷达信号的识别特征。

(1) 纹理特征

纹理特征的本质是对图像相邻像素点灰度空间分布情况进行研究,反映的是图像的细微特征。而对灰度共生矩阵的统计特征则是纹理特征的典型方法。为保证参数的旋转不变性,取 0° 、 45° 、 90° 和 135° 这 4 个方向参数的均值作为灰度共生矩阵的值^[11]。选取纹理特征中的灰度共生矩阵的 5 个特征,分别记作 $f_1 \sim f_5$ 。其中, $G(i,j)$ 表示灰度共生矩阵各元素, $i,j=1,2,\dots,n$ 。

① 对比度,记作 f_1

$$f_1 = \sum_{n=0}^{k-1} n^2 \left[\sum_{|i-j|=n} G(i,j) \right] \quad (3)$$

f_1 又称惯性矩,用来反映图像纹理的清晰程度。 f_1 越大,图像就越清晰;反之,图像越模糊。

② 角二阶矩,记作 f_2

$$f_2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (G(i,j))^2 \quad (4)$$

f_2 又称为能量,用来反映图像灰度分布均匀的程度以及纹理的粗细程度。 f_2 越大,纹理越粗糙;反之,则纹理越细致。

③ 熵,记作 f_3

$$f_3 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G(i,j) \lg G(i,j) \quad (5)$$

f_3 是对图像信息量大小的度量。若灰度共生矩阵值分布较均匀,则熵值较大;反之熵值较小。

④ 相关,记作 f_4

$$f_4 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{(ij)G(i,j) - u_i u_j}{s_i s_j} \quad (6)$$

其中:

$$u_i = \sum_{j=1}^k i \cdot (G(i,j)) \quad (7)$$

$$u_j = \sum_{i=1}^k j \cdot (G(i,j)) \quad (8)$$

$$s_i^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G(i,j)(i-u_i)^2 \quad (9)$$

$$s_j^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G(i,j)(j-u_j)^2 \quad (10)$$

f_4 用来表示图像局部灰度相关性。若矩阵各元素值相差较小时, f_4 较大;反之, f_4 较小。

⑤ 逆差矩,记作 f_5

$$f_5 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G(i,j) / \{1 + (i-j)^2\} \quad (11)$$

f_5 反映图像纹理的局部变化大小。 f_5 的值较大则说明图像纹理局部比较均匀。

(2) 形状特征

形状特征是一种对图像的轮廓以及轮廓包围区域的整体性描述的特征。而矩函数是形状特征中一种非常有效的描述子,能够提供图像丰富的全局信息^[12]。主要选取了矩函数中常用的中心矩和伪 Zernike 矩。

① 中心矩特征:设大小为 $M \times N$ 的二值图像可以表示为: $f(x,y) \in \{1,0\}$, 则图像的 $(p+q)$ 阶原点矩可以定义为:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y) \quad p,q \in N \quad (12)$$

图像的 $p+q$ 阶中心矩可以定义为:

$$u_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x,y) \quad (13)$$

其中, $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, 表示水平方向上的质心。 $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$, 表示垂直方向的质心。

由参考文献[5]可知,不同的中心矩有不同的物理意义,为了避免特征之间相关性太强,因此选用 u_{11} 、 u_{02} 、 u_{12} 、 u_{21} 、 u_{03} , 分别记作 $f_6 \sim f_{10}$, 作为中心矩特征。

② 伪 Zernike 矩是一种正交复数矩,阶数为 p , 重复度为 q 的伪 Zernike 矩的定义为:

$$Z_{p,q} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) W_{p,q}^*(x,y), \quad x^2 + y^2 = 1 \quad (14)$$

其中, p 为正整数或零, q 为整数, 且 $|q| \leq p$, $f(x,y)$ 为图像函数。 $W_{p,q}^*(x,y)$ 在极坐标中表示为:

$$W_{p,q}^*(\rho \cos \theta, \rho \sin \theta) = S_{p,q}(\rho) \exp(iq\theta) \quad (15)$$

$$S_{p,q}(\rho) = \sum_{s=0}^{p-|q|} \frac{(-1)^s (2p+1-s)!}{s! (p-|q|-s)! (p+|q|+1-s)!} \rho^{p-s} \quad (16)$$

为了获得旋转不变性及减少伪 Zernike 矩的动态范围,

取 $\widehat{Z}_{p,q} = \ln|Z_{p,q}|$ 。

同样根据参考文献[5]中的分析,选用 $\widehat{Z}_{20}$ 、 $\widehat{Z}_{22}$ 、 $\widehat{Z}_{30}$ 、 $\widehat{Z}_{31}$ 、 $\widehat{Z}_{32}$ 、 $\widehat{Z}_{33}$ 、 $\widehat{Z}_{43}$ 分别记作 $f_{11} \sim f_{17}$, 代表 Zernike 矩, 作为信号的识别特征。

由于上述特征存在数量级不同的问题,如果直接采用原始数据作为识别特征,这种数值上的差距会影响最后的识别结果。因此采用参考文献[13]中的标准差规格化法对提取的特征进行标准化处理。

综上所述,主要选取了纹理特征和形状特征中有代表性、且相关度较小的特征相融合,取 $f_{11} \sim f_{17}$ 共 17 个特征,作为雷达信号识别特征。

3 基于 RF 分类器的雷达脉内调制类型识别

3.1 基于 CART 算法的 RF 分类器

RF 是在 2001 年由 Breiman 和 Cutler 提出的具有良好分类性能的组合分类器算法。RF 算法自提出以来,被广泛应用于科学研究的众多领域。参考文献[14]通过大量的实验证明,随机森林算法是机器学习性能最好的算法之一。

RF 是一个个决策树分类器 $\{h(x, \theta_k), k=1, 2, \dots, ntree\}$ 的集合。其中,元分类器 $h(x, \theta_k)$ 是充分生长、没有剪枝的决策树, k 表示 RF 中决策树的个数, x 是输入向量, θ_k 是服从独立同分布的随机向量,决定了单棵树的生长过程, RF 的最终输出结果是通过投票决定的。

本文 RF 中的决策树是利用 CART 分类算法生成的,节点分裂时的分裂规则是 Gini 指标最小原则^[15]。Gini 系数的计算过程如下。

(1) 样本的 Gini 系数

$$Gini(S) = 1 - \sum_{i=1}^m P_i^2 \quad (17)$$

其中, P_i 代表类别 C_i 在样本集 S 中出现的概率。

(2) 每个划分的 Gini 系数

如果 S 被分隔成两个子集 S_1 和 S_2 , 则此次划分的 Gini 系数为:

$$Gini_{split}(S) = \frac{|S_1|}{S} Gini(S_1) + \frac{|S_2|}{S} Gini(S_2) \quad (18)$$

在 CART 算法进行节点分裂的过程中,利用式(18)计算样本划分时的 Gini 指标, Gini 指标的值越小,则说明这种划分越合理。

RF 的具体算法步骤如下。

(1) 从原始的训练数据集中,用 Bagging 方法有放回地

抽取 n 个样品形成样本集。

(2) 每个样本集可生成一棵不剪枝的决策树:设样本共有 M 个特征,在每个决策树的每个内部节点处,从 M 个特征中随机抽出 $mtry$ 个特征作为该分裂节点的候选特征,其中, $mtry$ 满足 $mtry \ll M$, 且 $mtry$ 的值在整个过程中不变,利用 CART 算法计算各候选特征每一种可能划分方式的 Gini 指标,选出具有最小 Gini 指标的划分方式作为该候选特征的最佳划分方式,然后再对所有候选特征的最佳划分方式的 Gini 指标进行比较,选出 Gini 指标最小的特征作为该节点的分裂特征,重复上述过程,直到达到预先设定的停止准则为止。每棵决策树生长的过程中不进行剪枝。

(3) 重复步骤(1)和步骤(2),直到生成 $ntree$ 棵决策树 ($ntree$ 足够大)。

(4) 多棵决策树构成森林,然后就可以对未知类别的样本进行分类,最后的输出结果由森林中各决策树的多数投票决定,即:

$$c = \arg \max \left(\frac{1}{ntree} \sum_{k=1}^{ntree} I(h(x, \theta_k) = c) \right) \quad (19)$$

其中, $I(\cdot)$ 为指示函数。

从以上步骤中可以看出,随机森林通过两种方式保证其分类性能,一是在 Bagging 的基础上引入随机选择属性,有利于降低树之间的相关性;二是建立每棵决策树不剪枝,从而保证偏差较低^[16]。

3.2 基于 RF 分类器的雷达脉内调制类型识别

综上所述,RF 分类器的雷达信号识别方法的步骤如下。

(1) 对输入的信号进行 MBD 时频分析,并将得到的时频矩阵转化为时频灰度图像,然后采用图像处理的方法对图像进行去噪处理。

(2) 采用融合特征提取方法雷达信号时频图像的 $f_{11} \sim f_{17}$ 特征,得到特征空间 V 。

(3) 利用特征空间 V 生成一个由 100 棵决策树组成的 RF。

(4) 将需要进行识别的未知样本输入已经构建好的 RF 中,根据 RF 中各决策树分类器投票结果的简单多数投票法来决定最终的识别结果。

具体流程如图 2 所示。

4 仿真实验

为了验证上述方法的有效性,选择 8 种典型雷达信号在 MATLAB 2013b 环境中进行仿真实验,这 8 种雷达信号分别为:常规雷达信号(NS)、线性调频(LFM)信号、非线性

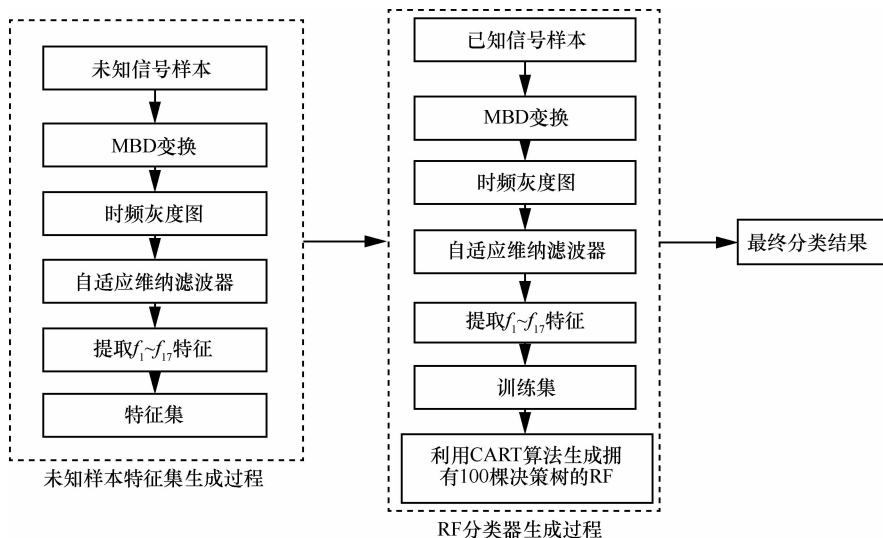


图2 基于RF分类器的雷达脉内调制类型识别流程

调频 (NLFM) 信号、频率编码 (2FSK) 信号、二相编码 (BPSK) 信号、四相编码 (QPSK) 信号、多相编码 (MPSK) 信号和线性调频连续波 (LFMCW) 信号。信号载频为 700 MHz, 采样频率为 2 GHz, 脉宽为 12.8 μ s, LFM 的频偏为 50 MHz, BPSK 和 QPSK 采用 31 位伪随机码, 频率编码采用 7 位巴克码, MPSK 采用 P3 码。

在信噪比为 -10~10 dB 的范围内, 每隔 2 dB 提取每类信号的 100 个特征样本, 因此每个信噪比下识别特征共 1 100 个样本, 作为训练样本。另外分别从每一类信号的不同信噪比点上提取 50 个特征, 每种特征共 550 个特征样本, 作为测试样本。

4.1 特征提取方法与分类器的性能检测

(1) 检验融合特征的性能

以下进行的是灰度共生矩阵特征、中心矩特征、伪 Zernike 矩特征、融合特征的 4 种特征提取方法的性能比较。实验中采用上述训练样本构建一个由 100 棵决策树组成的 RF 分类器, 然后将待测样本输入分类器, 统计每种特征提取方法中 8 种信号识别准确率的平均值, 作为这 4 种特征提取方法的最终识别结果, 做出曲线如图 3 所示。

图 3 是对 4 种特征提取方法下提取的特征利用 RF 分类器进行雷达信号识别的结果统计。整体来看, 4 种方法的识别率都随信噪比的升高而不断提升。当信噪比为 0 dB 时, 4 种特征下信号的识别准确率都达到 80% 以上, 而基于融合特征的信号识别准确率达到 90% 以上。当信噪比达到 3 dB 以上时, 基于融合特征的信号识别准确率接近 100%。从图 3 以及上述分析中可以看出, 基于融合特征的

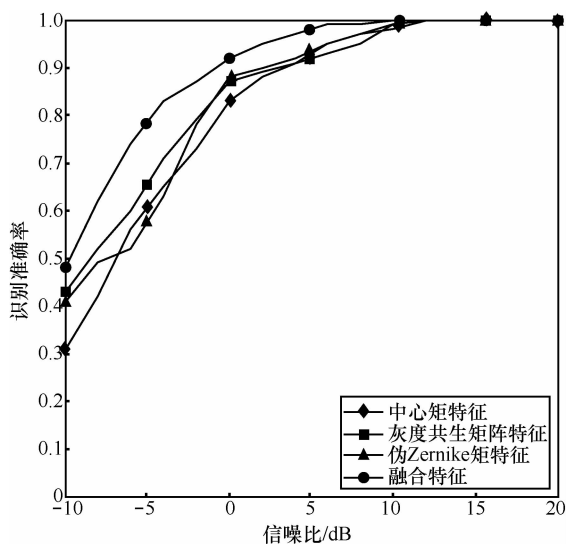


图3 4种特征下的雷达信号识别结果统计

雷达信号识别效果要比其他几种特征的效果好。

(2) 检验 RF 分类器的性能

以下进行的是对支持向量机 (SVM)、概率神经网络^[17] (probabilistic neural network, PNN)、RF 分类器 3 类分类器的性能比较实验, 实验中采用的样本仍然是上文提到的 8 种雷达信号 (参数不变) 构成的样本空间, 通过比较本文提出的融合特征在不同分类器下对雷达信号的识别结果, 检验 RF 分类器的性能。其中, SVM 采用遗传算法对参数 (c, γ) 进行寻优, RF 分类器由 100 棵决策树构成。

实验中采用第 4.1 节中的训练样本以及测试样本。表 1 是对各分类器对 8 种雷达信号识别的准确率的平均值的统计。

表 1 3 种分类器的识别结果统计

分类器	识别准确率										
	-10 dB	-8 dB	-6 dB	-4 dB	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB
SVM	0.52	0.63	0.72	0.82	0.89	0.92	0.96	0.98	0.99	1.0	1.0
PNN	0.62	0.68	0.76	0.81	0.87	0.93	0.99	1.0	1.0	1.0	1.0
RF	0.60	0.69	0.82	0.87	0.93	0.98	0.99	1.0	1.0	1.0	1.0

通过表 1 可以看出,当信噪比大于-6 dB 时,3 种分类器中,RF 分类器的识别准确率明显最好,从而验证了上文提到的 RF 是性能最好的分类器。

4.2 基于融合特征的 RF 分类器下的雷达信号识别

根据本文第 3 节所述的雷达信号识别流程,对 8 种雷达信号进行分类识别,结果统计如图 4 所示。

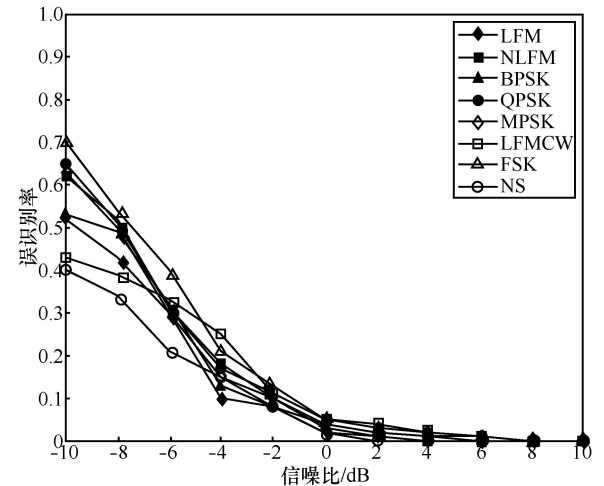


图 4 RF 分类器下基于融合特征的雷达信号误识别率

从图 4 中可以看出,8 种不同调制类型的雷达信号的误识别率都随信噪比的升高而不断下降。当信噪比低于-6 dB 时,由于噪声的存在,导致图像几乎被噪声淹没,从而使提取的特征受到影响,识别结果不准确,因此需要进一步研究图像处理去噪的方法,以求在低信噪比下仍能获得高质量的时频图像;当信噪比为 0 dB 时,8 种信号的误识别率都能达到 5% 以下,当信噪比大于 2 dB,误识别率接近 0。对于时频图像十分接近的 NS 和 BPSK 信号、QPSK 信号,也可以有效地区分开,说明本文采用的融合特征提取方法能够反映图像的细微特征,从而将时频图像相似的信号识别开。

5 结束语

将雷达信号时频图像的形状特征与纹理特征相结合,从微观和宏观两个角度全面描述雷达信号时频图像的特

点,构成识别雷达信号的融合特征。仿真实验证明,相较于单一的局部特征,本文提出的融合特征在 RF 分类器下的识别准确率最高,说明该特征的性能最好。对于分类器,本文选用了性能最优的 RF 分类器,在没有增加运算量的前提下,能够获得较高的识别准确率。通过仿真实验可以看出,RF 分类器识别准确率最高,在信噪比为-2 dB 时,能够达到 90% 以上;当信噪比为 4 dB 时,平均正确识别率达到 100%。但是在信噪比低于-6 dB 的情况下,由于噪声的影响,导致识别准确率下降,因此,需要研究更好的去噪方法,以获得高质量的时频图像,从而得到误差较小的特征,提高低信噪比下的识别准确率。

参考文献:

[1] 韩俊,何明浩,朱元清,等. 雷达信号脉内特征自动识别的一种新方法[J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(2): 270-272.
HAN J, HE M H, ZHU Y Q, et al. A new automatic recognition method within radar pulse characteristics [J]. Arrows and Guidance, 2007, 27(2): 270-272.

[2] 毕大平,董晖,姜秋喜. 基于瞬时频率的脉内调制识别技术[J]. 电子对抗技术, 2005, 20(2): 6-10.
BI D P, DONG H, JIANG Q X. Intra-pulse modulation recognition technology based on the instantaneous frequency[J]. Electronic Countermeasure Technology, 2005, 20(2): 6-10.

[3] CIBLAT P, LOUBATON P, SERPEDIN E, et al. Asymptotic analysis of blind cyclic correlation-based symbol-rate estimators[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 48 (7): 1922-1934.

[4] 孟玲玲,李静,韩宝如. 循环谱相关方法在调制信号参数估计中的应用[J]. 燕山大学学报, 2010, 34(3): 252-255.
MENG L L, LI J, HAN B R. Cyclic spectrum correlation method in the application of the modulation signal parameter estimation [J]. Journal of Yanshan University, 2010, 34 (3): 252-255.

[5] 白航,赵拥军,胡德秀. 基于 Choi-Williams 时频图像特征的雷达辐射源识别[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(4): 480-485.
BAI H, ZHAO Y J, HU D X. Radar radiating source recognition based on Choi-Williams time-frequency image characteristics[J]. Data Acquisition and Processing, 2012, 27(4): 480-485.



- [6] 白航, 赵拥军, 沈伟. 基于时频分布 Reyni 熵特征的雷达辐射源识别[J]. 电路系统学报, 2013, 18(1): 437-442.
BAI H, ZHAO Y J, SHEN W. Radar radiating source recognition based on the time-frequency distribution Renyi entropy characteristics[J]. Journal of Circuit System, 2013, 18(1): 437-442.
- [7] 范会敏, 王浩. 模式识别方法概述 [J]. 电子设计工程, 2012, 20(19): 48-51.
FAN H M, WANG H. An overview of the pattern recognition method[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(19): 48-51.
- [8] 王丽亚. 图像特征提取和分类[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2006.
WANG L Y. Image feature extraction and classification[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2006.
- [9] 刘康宁. 基于时频分析的雷达信号调制方式识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
LIU K N. Radar signal modulation mode recognition technology research based on the time-frequency analysis[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2014.
- [10] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. Digital image processing using MATLAB[M]. New York: Pearson Education Inc, 2007: 197-199.
- [11] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述 [J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
LIU L, KUANG G Y. Image texture feature extraction methods review [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635.
- [12] 付玮, 曾接贤. 基于形状特征的图像检索技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(11): 228-232.
FU W, ZENG J X. Image retrieval technology research based on shape feature [J]. Computer Technology and Development, 2007, 17(11): 228-232.
- [13] 张跃. 模糊数学方法及其应用[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1992.
ZHANG Y. Fuzzy mathematics method and application [M]. Beijing: Coal Industry Press, 1992.
- [14] FERN NDEZ-DELGADO M, CERNADAS E, BARRO S. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems [J]. Journal of Machine Learning Research, 2014 (15): 3133-3181.
- [15] 李贞贵. 随机森林改进的若干研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2014.
LI Z G. Random forests improved several research [D]. Xiamen: Xiamen University, 2014.
- [16] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
LI X H. Random forests model application in the classification and regression analysis [J]. Journal of Application Insects, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [17] 蔡曲林. 基于概率神经网络的模式识别 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2005.
CAI Q L. Pattern recognition based on probabilistic neural network [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005.

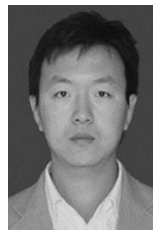
[作者简介]



刘歌(1991-), 女, 空军航空大学信息对抗系硕士生, 主要研究方向为复杂调制雷达信号处理。



张国毅(1965-), 男, 空军航空大学信息对抗系教授、博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理。



于岩(1983-), 男, 空军航空大学信息对抗系讲师, 主要研究方向为雷达信号处理。