

基于实验数据的雷达能力逆向分析方法

杨时俊

西南交通大学 四川 成都 611756

【摘要】如今，随着雷达技术的不断发展，雷达的应用也越来越广泛。无论是针对地面的工程雷达、探地雷达，还是针对空中的气象雷达，航空监测雷达。若想了解其具体功能，就必须对其信号的各种特征进行分析。本文使用 matlab 对六种不同的调制信号进行仿真，并通过 libsvm 工具箱搭建支持向量机分类器模型，实现对雷达信号调制方式的识别，并结合样本信号的脉宽、脉冲重复频率及载波频率，最终实现一定程度上对信号源的雷达功能进行逆向分析。

【关键词】支持向量机；信号特征提取；回归拟合

引言

本文的研究内容主要分为两个部分，第一部分主要内容为基于支持向量机的分类器设计。这一部分使用 matlab 进行程序设计，使用了 libsvm 工具箱来进行支持向量机模型仿真。首先，仿真出二进制和四进制的频移键控、相移键控和幅移键控调制的信号。如果直接对信号样本进行分类，所需的运算量会十分庞大，算法也会更加冗杂。因此采用了零中心瞬时特征提取法来获取信号特征以此进行分类。这一部分还设计了基于支持向量机和 BP 神经网络的回归拟合，通过设定阈值的方法，将连续的预测结果转化为离散的分类结果。用以和支持向量机的分类器获取的结果进行比对。

第二部分主要内容为雷达功能推断模块的设计。首先分析了数种用以进行功能推断的雷达特征参数，选用了载波频率、脉冲重复间隔和脉冲宽度这三种特征进行功能推断。此部分的界面用 HTML5 进行编写，逻辑用 JavaScript 来实现。在界面中输入载波频率、脉冲重复间隔和脉冲宽度并选择其单位即可有弹窗告知其 IEEE 频带标准、雷达平台及其功能。

1 信号特征参数提取

仿真出了六种不同调制方式的信号，从肉眼可以看出，二进制振幅键控调制信号有两种十分明显的振幅，而四进制振幅键控调制信号则有四种不同的振幅，振幅时高时低。而二进制频移键控调制信号和四进制频移键控调制信号则是信号线条的疏密程度不同。

二进制相移键控调制信号和四进制相移键控调制信号则是或长或短的有些许空白。这些都是可以直接观察到并作描述，计算机也是同样的，计算机需要找到这些信号分别具有的特点，来判别彼此的不同。正如可以肉眼所见的信号振幅高低、疏密、空白。计算机也可以通过信号的参数进行类别的区分。

1.1 常规的信号特征参数

当肉眼观察到一个信号的时域波形，首先注意的就是它的大小和疏密，也就是信号的峰值和频率。接下来会注意到波形的形状，也就是峰-峰值、偏度、裕度等。计算机也是如此。首先要确定信号的最大值和最小值，

即 $\max(y)$ 和 $\min(y)$ 。再通过这些信息来得到更多的信号描述特征。本文采用的信号特征有 7 种。分别是峭度、偏度、均方根、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峰值因子。

峭度，顾名思义，就是波形的陡峭程度。它表示信号的波形波峰的凸平程度，用来衡量实数随机变量概率分布的波态。一般来说，根据正态分布的峭度为 3，可以认为陡峭分布的曲线的峭度大于 3。较平滑的曲线的峭度小于 3。它的推导公式如下：

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^2\right)^2} \quad (1-1)$$

偏度测量可以被用来作为表示概率分布中的密度或是曲线中均值相对于平方面的均值不对称不变程度的一种线性特征值的测量，也被我们称为偏态。偏度对应的就它是一个三阶中心矩和标准差分的三次方之间的绝对比值，所以它们共同描述了整个信号斜坡陡度的变化分布，对于一个单峰信号来说，偏度小于 0 则说明波形向右偏，偏度大于 0 则说明波形向左偏。它的推导公式如下：

$$\beta_1 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - \mu)^2\right)^{\frac{3}{2}}} \quad (1-2)$$

均方根，相对来说就十分简洁，它被广泛地用来表示有效的值，即将所有取值的平方求和，求其中的一个平均值，然后对这个取值进行一次开方运算，就已经能够直接得到一个平方根的取值，它的推导公式如下：

$$X_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2}{n}} \quad (1-3)$$

波形脉冲因子通常定义是在泛指基于在上文中我们

提到的有效流峰值与一个整流峰的平均值之间的一个绝对比值，即一个波形脉冲因子的有效值通常等于波形脉冲发射因子的值除以整流峰值的一个波形脉冲因子，它的推导公式如下：

$$k_r = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2}{n}}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x|} \quad (1-4)$$

峰值因子是指目标信号中的波形的极端程度，可以用以检测信号中的脉冲信号，它的值是信号峰值与有效值的比值。它的推导公式如下：

$$k_a = \frac{X_{max}}{X_{rms}} \quad (1-5)$$

裕度因子用以检测信号中的冲击信号。它的值时信号峰值与方根幅值的比值。它也被用作检测机械设别磨损等领域。它的推导公式如下：

$$k_r = \frac{X_{max} - X_{rms}}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{|x|}\right)^2} \quad (1-6)$$

脉冲因子与峰值因子十分类似，唯一的区别是在脉冲因子的分母上，峰值因子的分母是均方根，而脉冲因子的分母是整流平均值，而由于相反的是同一个信号得出的数据整流平均值往往远远小于有效的峰值，所以脉冲因子的值必须远远大于峰值因子，它的推导公式如下：

$$k_i = \frac{X_{max}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x|} \quad (1-7)$$

1.2 零中心瞬时特征提取法

虽然已经有了许多常规的信号特征提取方法，但是面对众多的信号调制种类，分类器得出的结果往往差强人意。对峭度因子而言，它的作用是描述变量的分布，这对于键控这种调制方法调制的信号而言，提取出来的特征不具备优秀的区分度，所以本文又采用了零中心瞬时特征提取法，首先对接收到的信号进行瞬时特征的提取，分别获取信号的瞬时幅度、瞬时相位、瞬时频率最后得到五个特征量。

其中，零中心归一化瞬时幅度功率谱密度的最大值 \tilde{a}_{max} 的主要作用是区分频移键控调制信号和其他数字调制信号。零中心归一化瞬时幅度功率谱密度的最大值 \tilde{a}_{max} 的推导公式如下：

$$\tilde{a}_{max} = \frac{\max |FFT[a_m(i)]|^2}{N_s} \quad (1-8)$$

式中， N_s 为取样点数， $a_m(i)$ 为零中心归一化瞬时幅度。

零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\phi}$ 的主要作用是区分四进制相移键控调制信号

和二进制相移键控调制信号或振幅键控调制信号。零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\phi}$ 的推导公式如下：

$$\hat{\sigma}_{\phi} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} \phi_{NL}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} \phi_{NL}(i) \right]^2} \quad (1-9)$$

式中， \bar{a}_1 是判断弱信号的一个振幅判决门限，c 是在所有取样数据中属于非弱信号的个数， $\phi_{NL}(i)$ 是经过

零中心化处理后瞬时相位的非线性分量。零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\phi}$ 主要是用来区

分振幅键控调制信号和二进制相移键控。

零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\phi}$ 的推导公式如下：

$$\hat{\sigma}_{\phi} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} \phi_{NL}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} \phi_{NL}(i) \right]^2} \quad (1-10)$$

零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_a$ 的作用是用来区分二进制振幅键控调制信号和四进制振幅键控调制信号。零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_a$ 的推导公式如下：

$$\hat{\sigma}_a = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left[\sum_{i=1}^{N_s} a_m^2(i) \right] - \left[\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} |a_m(i)| \right]^2} \quad (1-11)$$

零中心归一化非弱信号段瞬时频率绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_f$ 的主要作用是用来区分二进制频移键控调制信号

和四进制频移键控调制信号。零中心归一化非弱信号段瞬时频率绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_f$ 的推导公式如下：

$$\hat{\sigma}_f = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} f^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_m(i) > \bar{a}_1} f(i) \right]^2} \quad (1-12)$$

式中， $f(i)$ 为信号的瞬时频率。有了这5个参数，

理论上就能区分出六种不同的调制方式。

2 基于支持向量机的分类器设计

本文采用 libsvm 工具箱来完成支持向量机设计。首先，使用 randperm 函数随机从数据集中产生训练集和测试集，规定训练集和测试集的样本数量比例为 4:1。

使用 mapminmax 函数分别对上一步得到的训练集和

测试集进行数据归一化处理，防止程序受到离群点的影响造成训练速度过慢。使用交叉验证方法寻找最佳的惩罚因子 c 和高斯核函数宽度 g ，本文采用了 RBF 也就是径向基核函数，反复比对每种惩罚因子和高斯核函数宽度组合得到的识别准确率。最后确定一组最佳的惩罚因子和高斯核函数宽度并输出。

最后新建一个 model 用以储存 SVM 模型，使用 libsvm 库中的 libsvmtrain 函数进行支持向量机分类器模型的创建和训练。并用 libsvmpredict 函数输出支持向量机模型得到的分类预测结果。并将其与真实类别进行比较，绘制成一个折线图，并输出综合准确率。

2.1 基于支持向量机的分类器结果

设置信噪比为 10db，样本总量为 300。得到的结果如图 2-1 所示：

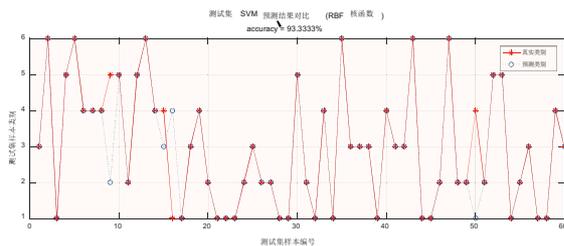


图 2-1 使用零中心瞬时特征的支持向量机分类结果图 (10db)

使用零中心瞬时特征的支持向量机分类的综合识别率为 93.33%，这个数值远高于使用常规特征的支持向量机分类得到的结果。根据这个结果可以初步说明，零中心瞬时特征提取法提取的信号特征更能准确的表现多进制频移调制信号的特点。同样的将每种信号对应的识别概率进行统计，得到表格如下：

表 2-1 使用零中心瞬时特征提取法的支持向量机分类百分数结果图

Input (10db)	Output					
	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
2ASK	93.75	0	0	6.25	0	0
2FSK	0	100.00	0	0	0	0
2PSK	0	0	100.00	0	0	0
4ASK	10.00	0	10.00	80.00	0	0
4FSK	0	14.28	0	0	85.71	0
4PSK	0	0	0	0	0	100.00
Accuracy	93.33					

由表 2-1 可以明显看出二进制振幅键控调制信号和四进制振幅键控调制信号之间互有错误识别，但错误识别率相对较低，分别是 6.25% 和 10%，这说明零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\text{rms}}$ 的阈值设置还有待改进，除此之外，也有 14.28% 的四进制频移键控信号被识别成立二进制频移键控信号，这说明得到的零中心归一化非弱信号段瞬时频率绝对值的标准偏差 $\hat{\sigma}_{\text{f}}$ 也不具备足够的区分度。

2.2 信号特征所带来的影响

这次使用的样本是常规信号特征。样本总量为 300，信噪比设置为 10db，得到的结果如图 2-2 所示。

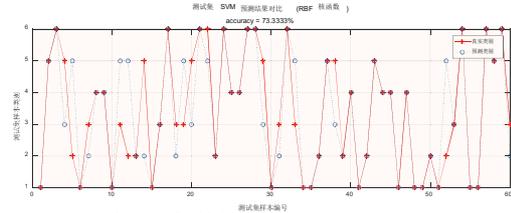


图 2-2 使用常规特征的支持向量机分类结果图

这次分类的综合准确率为 73.33%，即错误识别的个数为 80 个，将每一种信号正确识别个数除以该信号总个数，错误识别个数除以该信号总个数，绘制成表如下表所示：

表 2-2 使用常规特征的支持向量机分类百分数结果图

Input (10db)	Output					
	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
2ASK	100.00	0	0	0	0	0
2FSK	0	66.67	0	0	33.33	0
2PSK	0	44.44	22.22	0	33.33	0
4ASK	0	0	0	100.00	0	0
4FSK	0	11.11	44.44	0	44.44	0
4PSK	0	0	0	0	9.09	90.90
Accuracy	73.33					

由表可知，二进制相移键控调制信号的分类识别率最低，且不同程度的被认为是二进制和四进制的频移键控信号。除此之外，二进制频移键控信号也有大部分被错误识别成了四进制频移键控信号。这可能是因为提取的信号特征对频率不敏感造成的。反观二进制和四进制的振幅键控调制信号，识别率都达到了 100%。所以可以基本认为。在 10db 的信噪比下，峭度、偏度、均方根、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峰值因子这七种特征对信号的频率和相位差异不敏感。

2.3 信噪比所带来的影响

为了避免样本随机性的影响，本文多次进行实验，统计得到的数据如下表所示

表 2-3 使用零中心瞬时特征提取法的支持向量机分类结果图

Acc/Noise	5db	10db	15db	20db
Accuracy1	83.33%	90.00%	95.00%	93.33%
Accuracy2	81.67%	85.00%	98.33%	98.33%
Accuracy3	85.00%	93.33%	95.00%	93.33%
Accuracy4	86.67%	91.67%	95.00%	100.00%
Accuracy5	85.00%	93.33%	96.67%	100.00%
Accuracy6	83.33%	88.33%	93.33%	98.33%
Accuracy7	88.33%	93.33%	95.00%	98.33%
Accuracy8	83.33%	90.00%	98.33%	95.00%
Accuracy9	85.00%	96.67%	98.33%	100.00%
Accuracy10	90.00%	95.00%	91.67%	95.00%
AVG	85.16%	91.67%	95.67%	97.17%

可以看出，支持向量分类器得到的信号调制方法识别率随着信噪比的增大而增大。所以若以信噪比为自变量，平均识别率为因变量的函数并不是线性的。

2.4 样本数量带来的影响

为了避免样本随机性的影响，本文同样多次进行实验，统计得到的数据如下表所示：

表 2-4 样本数量变化时支持向量机分类结果统计图 (10db)

样本数量	300	600	1200	3000
Accuracy1	93.33%	93.33%	98.33%	98.00%
Accuracy2	93.33%	96.67%	98.75%	97.83%
Accuracy3	96.67%	94.17%	97.50%	98.67%
Accuracy4	88.33%	94.17%	98.75%	100.00%
Accuracy5	95.00%	90.83%	97.91%	98.5%
Accuracy6	93.33%	93.33%	97.50%	98.33%
Accuracy7	93.33%	92.50%	98.33%	99.5%
Accuracy8	90.00%	94.17%	98.75%	97.83%
Accuracy9	88.33%	95.83%	98.33%	99.17%
Accuracy10	93.33%	95.83%	99.16%	98.00%
AVG	92.49%	94.83%	98.33%	98.58%

可以看出, 样本数量为 300 和 600 的结果基本持平, 样本数量为 1200 和 3000 的结果也基本持平, 在样本数量从 600 增加到 1200 的过程中, 识别准确率发生了跃迁。但由于实验设备算力有限, 只能简单推测存在一个最佳的样本数量值, 能够在最小样本获取成本, 最短训练时间中获取到趋于最佳的识别准确率。

3 与回归拟合结果的对比

一般来说, 普遍认为回归拟合只能得到连续的预测结果, 不能用于离散的分类, 但是, 本文通过设定阈值的方法, 当预测结果处于实际类别的 ± 0.3 区间内时, 认为该样本的分类结果就是此区间的对应类别。

3.1 基于 BP 神经网络的回归拟合分析

严格意义上来说, 支持向量机并不是一种神经网络, 单单使用支持向量机分析可能会有一定局限性。因此, 本文用 matlab 创建了一个 BP 神经网络来预测分类结果。

表 3-1 使用零中心瞬时特征提取法的 BP 神经网络回归拟合结果图

Input (10db)	Output					
	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
抽取个数	72	85	87	81	76	99
正确个数	49	63	85	54	62	97
准确率	68.05%	74.11%	97.70%	66.67%	81.57%	98.97%
Accuracy	82.40%					

3.2 基于支持向量回归机的回归拟合分析

这里使用的样本数量为 3000, 设置的信噪比为 10db。得到的结果如图 3-2 所示:

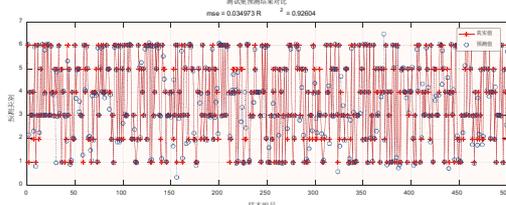


图 3-2 使用零中心瞬时特征的支持向量机回归拟合结果图

信号的均方误差为 0.034973, 信号的决定系数为 0.92604。一般来说, 通过随机抽取的实际频率符合它们组成数量的理论概率, 而且, 由图可以粗略看出, 完全偏离实际类别的预测离群点较少, 这说明预测结果基本可信。但由于测试样本数量过多, 所以通过统计每种调制信号的抽取个数和正确识别个数来确定每种调制信号的识别准确率以及综合准确率, 统计结果如表 3-2 所示。

综合识别的准确率为 93.40%, 这与样本数量为 300 的支持向量机分类器的识别准确率近似, 其中相移键控调制信号的识别效果最好, 分别有 98.86% 和 97.89% 的

为了使对比具有可信度, 并考虑到神经网络对小样本的学习效果较差, 这里也使用了样本数量为 3000 的大样本。设置信噪比为 10db, 得到的结果如图 3-1 所示:

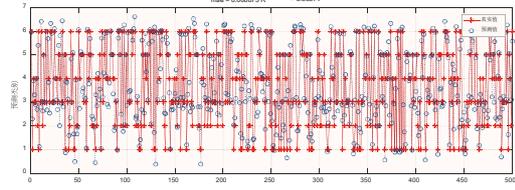


图 3-1 使用零中心瞬时特征的 BP 神经网络预测结果图 (10db)

这里同样设定阈值的方法, 将离散的分类预测结果转化为离散的。完全偏离实际类别的离群点数量较多, mse 达到了 0.060875, 这个结果比支持向量机回归拟合得到的结果大了几乎一倍, 而决定系数 R2 则为 0.86874。

通过这两个数据, 已经可以初步认为 BP 神经网络在通过样本数量为 3000 的样本学习后得出的分类预测结果, 是不如支持向量机回归拟合的预测结果准确的。经过统计后才能得到更直观的判断, 统计数据如表 2-5 所示。

由这一结果来看, 使用零中心瞬时特征提取法的 BP 神经网络回归拟合得到的综合准确率为 82.40%, 比 3.5.2 中得到结果低了 10% 左右。再细观每一种调制信号识别率可以发现, 相移键控调制信号的识别率依旧很优秀。

而振幅键控调制信号和频移键控调制信号的识别率则较低。所以, 可以分析得出, 零中心归一化非弱信号段瞬时频率绝对值的标准偏差和零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差的阈值设置还有待改进。

识别率。而频移键控调制信号的识别结果则差强人意。应该是零中心归一化非弱信号段瞬时频率绝对值的标准偏差 σ_{ω} 的阈值设定还有待改进。

表 3-2 使用零中心瞬时特征提取法的支持向量机回归拟合结果图

Input	Output					
	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
抽取个数	86	67	88	79	82	98
正确个数	83	61	87	71	68	93
准确率	96.51%	91.04%	98.86%	89.87%	82.82%	97.89%
Accuracy	93.40%					

经过上述测试也可以发现, 不同进制的同一种键控方式的调信号互相的错误识别率较高, 而不同键控方式之间的错误识别率相对较低。

4 逆向能力分析模块设计

4.1 功能推断模块设计

对雷达的功能而言, 脉冲宽度并不具备着严格意义上的区分度, 即同一种功能的雷达脉冲宽度在大多

数情况下也是多种多样的。因此本文认为脉冲宽度不能成为不符合某一功能的判据，即雷达的功能可以由任何脉冲宽度的电磁波来实现。所以设定脉冲宽度的可信度 PWCL(Pulse Width Confidence Level) 始终为一。而观察载频可以发现，雷达功能区分非常明显，每个频段相差很大甚至有数量级的差距，所以认为每个频段的功能推测都是准确的。若不在国际电信联盟规定的雷达频率范围内，很可能雷达信号受到严重干扰或者完全不是雷达所发出的信号，所以当超出国际电信联盟规定的频率范围时，认为 RFCL(Radio Frequency Confidence Level) 为 0.3。

在实际中，虽然在大多数情况下 PRF 都是不变的。但由于重频抖动、重频渐变、重频跳变和重频参差这几种情况的出现，只按照某一 PRF 区间来推测其对应的功能显然是不合理的。可以确定的是，脉冲重复频率处于规定区间内，则必定可以实现所推测的功能，即 PRFCL(Pulse Recurrence Frequency) 为 1。并且，实际的脉冲重复频率越接近规定区间，PRFCL 越大。

所以，最后决定使用某一种曲线来拟合这种情况，

考虑到这种曲线函数要能满足值域在零到一之间，以对应可信度的值，还要满足越接近规定值时，可能性上升得越快，反之足够远离规定值时，可能性下降得更小这一条件。即可以认为其导函数会和二次函数，所谓的中间高两边低相似。最终，决定采用 Sigmoid 函数来拟合这种边界情况。

sigmoid 函数的值域在 0 到 1 之间，而其定义域为 (-10, 10)，不能贴合所需的实际情况，因此修改 sigmoid 函数从原式：

$$S = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (4-1)$$

修改为：
$$S_{pr} = \frac{1}{1+e^{m((x-n)/t)}} \quad (4-2)$$

$$n = x_2 - \frac{x_3 - x_2}{2}, \quad t = \frac{x_3 - x_2}{20} \quad (4-3)$$

其中，m 表示 sigmoid 函数的方向，即左端是接近还是右端是接近。n 表示平移的距离，t 表示定义域放缩的比例。如图 4-3 所示，若规定区间范围为 (X₂, X₃)，

则其左端边界为 (X₁, X₂)，右端边界为 (X₃, X₄)。

本文规定边界范围为区间右端值的 25%，若右端为开区间，则取左端值的 25%。因此可知图中左侧 m=-1，右侧 m=1。

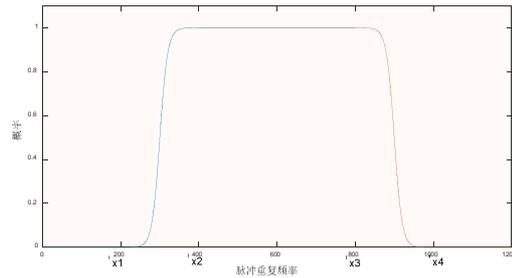


图 4-1 标准区间与边界拟合曲线图

本文依据《雷达手册》^[1]等资料，将不同频段的脉冲重复频率划分为如下区间：

表 4-1 不同频带的脉冲重复频率区间划分

频段与序号	1 (Hz)	2 (Hz)	3 (Hz)	4 (Hz)
5 (Hz)				
HF, VHF	0~800	800~		
UHF	0~100	100~800	800~	
L	0~800	800~		
S	0~800	800~		
C	0~1200	1200~		
X	0~400	400~1600	1600~4000	4000~8000 8000~
K, Ku, Ka				

通过这个表可以得出各个边界拟合函数所在的定义域，通过平移和尺度变换，最终得到数个频段的脉冲重复频率区间划分图。这里只列举出 X 频段的 PRF 区间划分图。

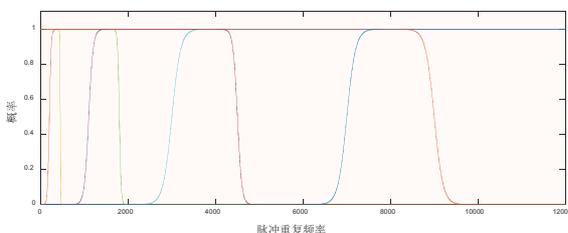


图 4-2 X 频段的脉冲重复频率区间划分图

由图 4-2 可以看出，X 频段的脉冲重复频率区间划

分较多，因此相应的 X 频段划分更为精确细致。因此严格的按照区间的右端值来规定边界范围能够有效得让实际信号推断更为可信。

结合上文所述内容，通过已知的脉冲重复频率、载波频率和脉冲宽度三个信息，已经可以得到相应的 PWCL, RFCL 和 PRFCL。本文认为脉冲重复频率区分度最大，然后载波频率区分度仅次于脉冲重复频率，而脉冲宽度对功能的影响最小。因此最终功能推断得出的结果的可信度为：

$$CL = 0.1 \times PWCL + 0.4 \times RFCL + 0.5 \times PRFCL \quad (4-4)$$

由于处于一个边界区间的值也必定在一个规定区间范围内，也就是说，会取得两个结果。而其中处于规定

区间内的结果, 由于三个判据都是可信的, 则其可信度必然是 1 或者 0.3。而另一个结果由于处在边界区间, 则需要通过 S 函数的运算来得出。

本文采用数个条件语句来实现区间的判断。首先要判断的是载波频率是否在某一 IEEE 规定的雷达标准频带区间内, 若在某一区间, 则进行至下一步, 否则切换至下一区间继续判断。确定了雷达标准频带区间字符以后, 将判断是否处在国际电信联盟规定的雷达信号频带内。若在规定的频带内, 则将载波频率的可信度赋值为 1, 否则赋值为 0.3。接下来通过并列的数十个条件语句判断是否满足脉冲重复频率、脉冲宽度和载波频率三个判据。

若满足三个判据并处于非边界区间, 则只有一种确定的结果, 将脉冲重复频率可信度赋值为 1。若处于边界区间, 则在某一区间边界的脉冲重复频率可信度为通过 Sigmoid 函数拟合的值。

若不满足该区间的三个判据, 则切换至下一区间, 直到满足为止。将获得的脉冲宽度可信度、载波频率可信度以及脉冲重复频率可信度相乘, 得到最终结果的可信度。将储存最终结果序号的变量赋值, 输入到选择语句中。

选择语句将会整合从上文提到的步骤中获取的结果, 将判断出的 IEEE 频带标准字符、推断出的雷达平台及功能和其对应的可信度整合在一个字符串内, 并会一一对比结果序号的值, 若一致, 则输出带有结果的字符串并中断选择。若没有与结果序号相符的值, 则会输出输入证据过少或有误, 无法推断。

在完成输出后, 可以点击确定关闭弹出窗口, 并重新输入新的脉冲重复频率、脉冲间隔以及载波频率及其单位。若输入有误, 可以通过点击重置来清空所有字符变量的值。

5 结论

通过本文第 2, 3 节的图表数据可知, 使用零中心瞬时特征提取法得到的样本特征, 通过基于支持向量机的分类器, 最终分类的结果准确率为 93.33% (10db), 使用的样本数量仅为 300。这个结果明显优于使用常规特征

提取方法获得的信号特征样本的分类结果。除此之外, 使用回归拟合得到的分类结果, 不仅准确率上有所不及, 更是要求有高达 3000 的大样本, 这在实际应用中并不容易获取。

其次, 信噪比和样本数量对分类结果的影响甚大, 随着信噪比或样本数量的增加, 分类准确率明显提高。但准确率的提升在接近 98% 后明显变得缓慢, 可以认为存在一个最佳的样本数量, 以较小的训练和样本获取成本, 就能得到一个趋近于最佳的识别结果。

在雷达逆向分析算法和界面设计方面, 成功设计出一种通过加权平均的逆向分析方法, 首先确定一个雷达功能的映射表, 通过表中三个判据的值计算出对应功能的可信度。最后实现了基于 web 的界面: 可以通过输入对应判据的值, 直接得出雷达的功能预测及其可信度。参考雷达信号的调制方式, 可以基本完成对实例的分析。

【参考文献】

- [1] Merrill I. Skolnik 著, 南京电子技术研究所译. 雷达手册 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [2] 金秋, 王宏艳, 马方方. 雷达辐射源分类识别方法综述 [J]. 电讯技术, 2019, 59(03): 360-368.
- [3] 童伟华, 刘峰. 雷达通用信号处理平台信号源的设计 [J]. 中国修船, 2005(3): 32-33.
- [4] 巫胜洪. 雷达脉内特征提取方法的研究 [J]. 舰船电子对抗 2002(1): 19-21.
- [5] 赵国庆. 雷达对抗原理 [M]. 张正明, 林象平. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999: 70-78.
- [6] 关欣, 何友, 衣晓. 基于灰关联分析的雷达辐射源识别方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2601 - 2603.

【作者简介】杨时俊 (1999.9-), 男, 汉, 四川成都人, 西南交通大学工学学士, 研究方向: 机器学习。