

# 辐射源个体识别中分类器应用

杨立明<sup>1,2</sup>, 哈 章<sup>3</sup>, 杨晓蓉<sup>4</sup>, 张 琳<sup>5</sup>

(1. 空军装备研究院雷达与电子对抗研究所,北京,100085;2. 北京理工大学电子工程系,北京,100081;3. 中电科技集团第 29 研究所信息综合控制国家重点实验室,四川成都,610036;4. 95957 部队,北京,100085;5. 空军工程大学导弹学院,陕西三原,713800)

**摘要** 随着电磁辐射源个体之间差异的减小,传统的模板比对法已经难以完成对辐射源的个体识别任务。为了更好的识别个体之间的微小差异,提高复杂电磁环境中辐射源个体识别的成功率,从工程应用角度出发,提出先使用 Fisher 判别率进行特征预选,再使用主成份分析进行降维,最后使用支持向量机进行训练识别的辐射源个体识别方法,构建了可以识别辐射源威胁差异的分类器。仿真结果表明:该方法可以兼顾工程应用中识别正确率和识别速度的要求,对辐射源个体识别具有较好的应用价值。

**关键词** 辐射源个体识别;Fisher 判别率;主成份分析;支持向量机

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2012.01.007

**中图分类号** TN959.1<sup>+</sup>7 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2012)01-0028-05

电磁环境和雷达体制的日益复杂,给电子侦察接收机带来了巨大的挑战,常规的 5 大基本信号参数(载频、脉宽、脉冲到达时间、脉冲幅度、脉冲到达角)除脉冲到达角外,都源于雷达的有意调制,可以根据作战需求进行切换,使得仅仅依据这几个常规参数无法实现对辐射源的个体识别。相对于有意调制特征,无意调制特征为辐射源个体识别带来了契机。无意调制特征也称为雷达辐射源信号的个体特征<sup>[1]</sup>,它是因雷达电路和器件的不同附加在雷达信号上的某种特征,是一部雷达固有的属性,不会因雷达工作参数的变化而改变,因此,提取雷达辐射源信号的个体特征对辐射源个体识别有着重要的意义。

目前已经提出的辐射源个体特征大致可分为时域<sup>[1]</sup>、频域<sup>[1-3]</sup>、其它变换域<sup>[4-6]</sup>等 3 类,每一类特征又可包含多维特征,从而形成一个特征向量。使用这些特征进行个体识别时,最直接的方法是将待识别信号的特征向量与个体库中的特征向量模板逐一进行比对,并设定一个差异阈值进行识别。这种方法简单直观,且对新信号具有良好的拒判能力,但随着雷达设计制造水平的提高,不同个体之间的差异越来越小,模板比对法便难以区分这种微小差异。同时,由时域、频域、其他变换域 3 类特征组成的特征向量往往具有较大的特征维数,这对模板比对的计算效率也带来了较大的挑战。

针对上述问题,本文从工程应用角度出发,尝试使用支持向量机(Support Vector Machines, SVM)来进行辐射源个体识别。支持向量机是建立在统计学习和结构风险最小化原则上的新型分类方法,具有优异的分类识别能力,有望对不同个体之间的微小差异进行区分。另外,由时域、频域、其他变换域 3 类特征组成的特征向量不仅具有较大的特征维数,而且通常包含了大量冗余信息,这对支持向量机的训练效率和识别准确率都存在不利影响,因此本文对个体特征降维方法也做了分析研究。

## 1 辐射源个体识别面临的对象

电子侦察接收机侦收到的雷达脉冲信号中,既包含了雷达的有意调制特征,也包含了可用于个体识别的

\* 收稿日期:2011-04-26

基金项目:陕西省信息系统综合集成重点实验室基金资助项目(2011103)

作者简介:杨立明(1976-),男,河北赵县人,工程师,博士(后),主要从事电子对抗研究. E-mail: ylmw@163.com

无意调制特征。对于早期的雷达,其无意调制特征比较明显,在脉冲包络、频谱等常规分析图像中可以直接看出。随着数字技术在雷达设计中的广泛应用及模拟设备制造水平的不断提高,不同雷达个体之间的一致性越来越高,其信号中携带的个体特征差异也越来越小。图 1 和图 2 给出了 2 个不同辐射源相同参数脉冲信号的包络和频谱图像,可以看出,2 个信号的包络和频谱图像都十分相似。从这样的信号中提取到的特征向量也十分相似,使用传统的模板比对法进行识别时,会得出一组近似的相似度值,难以选取一个合适的差异阈值对其进行识别。因此,需要寻求一种更先进的识别算法对这些差异微小的辐射源信号进行识别。

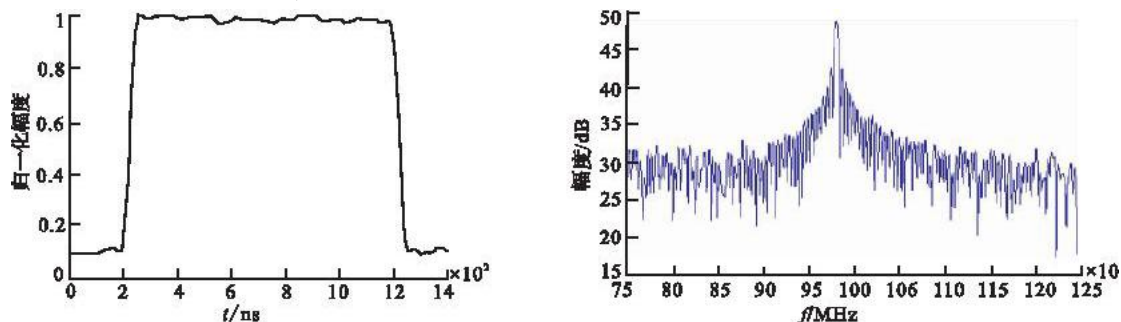


图 1 辐射源 1 的脉冲包络和频谱图像

Fig. 1 The envelope and spectrum of radiant point NO. 1

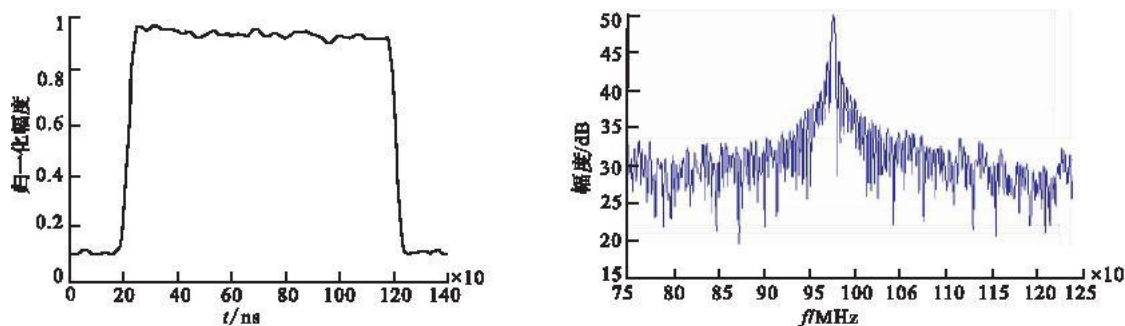


图 2 辐射源 2 的脉冲包络和频谱图像

Fig. 2 The envelope and spectrum of radiant point NO. 2

## 2 采用 SVM 的辐射源个体识别

支持向量机是近年来在统计学习理论的基础上发展起来的一种新的学习机器。它建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理的基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,以获得最好的推广能力<sup>[7]</sup>,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势,在实际应用中也表现出良好的性能。对于低维空间中的 2 类问题,SVM 将样本通过线性或者非线性变换映射到高维空间,使得样本在高维空间中线性可分,且使 2 类的分类间隔最大,利用 Lagrange 优化方法将问题转化为求解目标泛函最大值问题。

设训练样本集  $(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \mid i = 0, 1, \dots, n\}$ , 对于线性可分情况,目标泛函为<sup>[8]</sup>:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, \quad a_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中  $a_i$  为 Lagrange 乘子,求解该泛函,理论上得到的是全局最优解,能避免陷入局部极值。解中  $a_i$  不为零所对应的样本(通常是少部分)就是支持向量。解上述不等式约束下的 2 次型函数后得到的分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\{(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) + b\} = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^*\right] \quad (3)$$

式中  $b^*$  是分类阈值,可以用任一个支持向量求得。对于非线性情况,SVM 通过非线性变换转换到高维特征

空间,在高维空间中构造线性判别函数来实现原空间中的非线性判别函数,以核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  替代内积  $\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j$ , 则目标泛函变为:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (4)$$

式中,  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)$  为核函数(Kernel Function);  $\phi$  为非线性映射,相应的分类函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right] \quad (5)$$

核函数的选取对于提高分类性能和泛化能力非常重要。径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)是最常用的一种核函数,其定义为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-g \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2), \quad g > 0 \quad (6)$$

使用径向基核函数的支持向量机时,主要需要确定2个参数,即径向基参数  $g$  和惩罚因子  $c$ 。对于同一个分类问题,不同的  $g$  和  $c$  值组合能导致差异很大的结果,因此有必要在对未知数据进行预测前,先对训练数据进行交叉确认(Cross Validation),用以寻找较优的参数组合。交叉确认方法可以避免支持向量机的过拟合问题<sup>[9]</sup>。

作为一种有监督的识别算法,支持向量机需要先对特征样本集进行训练。对于从时域、频域和其他变换域提取得到的辐射源特征向量,往往存在维数较高的问题,并且这些大维数的特征向量通常包含了大量冗余信息,这不仅会降低支持向量机的训练识别效率,还会对识别准确率带来不利影响。因此,考虑对辐射源特征向量进行降维。主成份分析<sup>[10]</sup>(Principle Component Analysis, PCA)是目前最常用的降维方法之一,它是一种线性映射方法,侧重于信号的重构以及最大限度地保留原信号的重要信息。因此,本文考虑使用PCA对辐射源特征向量进行降维处理。

另外,考虑到PCA方法是通过矩阵运算进行,当辐射源特征向量维数和样本个数都很大时,运算效率也比较低,因此,考虑对特征进行一次预选。这里,使用Fisher判别率(Fisher's Discriminate Ratio, FDR)对每一维特征的区分能力进行初判。Fisher判别率可表示为<sup>[11]</sup>:

$$\text{FDR} = \sum_i^M \sum_{j \neq i}^M \frac{(\mu_i - \mu_j)^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2} \quad (7)$$

式中: $M$ 为个体数; $\mu_i$ 和 $\sigma_i$ 分别为每一个个体在这一维特征全部样本的均值和标准差。Fisher判别率的值越大,则表示该特征用于区分个体的性能越好。以Fisher判别率为准则,可以完成对特征的预选,只将性能较优的特征用于PCA降维。对辐射源个体的识别步骤为:

- 步骤1 对训练集样本信号提取时域、频域和其他变换域的特征,形成特征样本集;
- 步骤2 使用Fisher判别率进行特征预选,只保留个体区分性能较优的特征;
- 步骤3 对筛选得到的特征样本集进行PCA降维;
- 步骤4 使用降维后的特征样本集进行支持向量机训练,得到识别模型;
- 步骤5 对待识别信号提取第2步选定的特征,进行第3步的PCA降维,再使用第4步的识别模型进行个体识别。

### 3 仿真实验

选取参数基本相同的10个辐射源个体,每个个体取30个样本,共300个样本。从每个个体的样本中随机选取10个样本组成训练集,剩下的20个样本组成测试集。

对每个样本进行特征提取,得到2040维特征向量。使用的特征参数包括每个样本的包络、频谱和模糊函数切片<sup>[12]</sup>。

使用Fisher判别率对训练集的100个样本按照特征维进行区分能力分析,得到图3所示的特征区分能力图。从图3中可知,第1150-1500共350维特征具有较强的区分能力,因此使用这350维特征进行下一步的PCA降维处理。

降维得到的特征值用百分比形式画图可得图4,可以看出,越靠前的主成份包含了越多的信息,前10维主成份已经包含了84.8%的信息量。为了尽可能多的保留辐射源特征信息,取包含了99%信息量的前63

维主成份作为支持向量机的输入特征集。

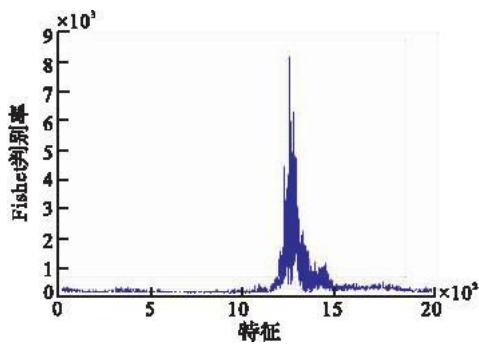


图 3 特征区分能力示意图

Fig. 3 Figure of identification capability between characters

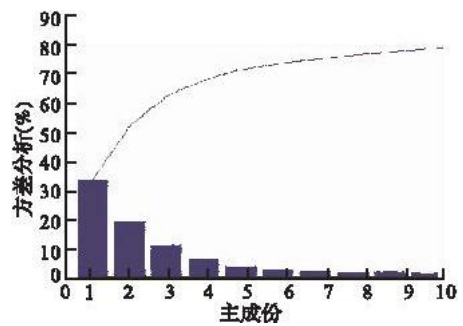


图 4 降维特征图

Fig. 4 Characters figure of reduced dimension

对降维得到的特征数据集,使用支持向量机进行训练和识别。本文采用 LIBSVM 工具包<sup>[13]</sup>来进行特征样本集的分类判断。在 LIBSVM 中,使用了网格搜索交叉确认的方法来寻找较优参数组合,具体方法可参见文献[9],此处不再赘述。经过训练和识别,最终得到了 89.5% 的识别正确率。

作为对比,本文又采用了另外 2 种识别流程:方法一是直接对 2 040 维特征进行训练和识别;方法二是直接对 2 040 维特征进行 PCA 降维,再使用包含 99% 信息量的主成份进行训练和识别。

全部实验使用 Matlab7. 5. 0 编程实现,结果见表 1。可以看出,先使用 Fisher 判别率进行特征预选,再使用 PCA 进行降维,最后进行支持向量机训练识别的方法具有与其它 2 种方法可比拟的识别正确率,并且识别速度明显更快。

表 1 不同识别流程的对比

Tab. 1 Contrast between different identification flow

方法	识别正确率(%)	耗时/s
SVM(已有方法)	90.0	4.64
PCA + SVM(已有方法)	91.0	3.08
FDR + PCA + SVM(本文方法)	89.5	1.31

## 4 结束语

识别准确率和识别速度是辐射源个体识别中的 2 个重要指标。在辐射源个体之间的差异越来越小的情况下,本文尝试采用支持向量机进行辐射源个体识别,同时结合 FDR 特征预选和 PCA 降维方法来保障识别速度。仿真结果表明,该识别流程可以在识别准确率和识别速度方面达到较好的兼顾效果。当个体特征维数随着技术发展继续增大时,仍然可以考虑使用本文提出的流程进行识别准确率和识别速度的兼顾优化。

## 参考文献(References):

- [1] 张国柱. 雷达辐射源识别技术研究[D]. 长沙:国防科技大学,2005.  
ZHANG Guozhu. Research on emitter identification[D]. Changsha: National university of defense technology, 2005. (in Chinese)
- [2] Kawalec A, Owczarek R. Specific emitter identification using intrapulse data[C]//Proceedings of 15th international conference on microwaves radar and wireless communications. Warsaw, Poland; [s. n. ], 2004:435 - 438.
- [3] Langley L E. Specific emitter identification (SEI) and classical parameter fusion technology[J]. IEEE transactions on acoustics, speech and signal processing, 2003, 33(1):377 - 381.
- [4] Anderson B P. The rational resolution analysis: a generalization of multi - resolution analyses with application to the specific emitter identification problem[D]. Wright - patterson AFB, Ohio: Air force institute of technology, USA, 1997.
- [5] Gillespie B W, Atlas L E. Optimization of time and frequency resolution for radar transmitter identification[C]//International conference on acoustics speech and signal processing. Phoenix, Arizona, USA; [s. n. ], 1999:1341 - 1344.
- [6] Kawalec A, Pieniezny A. Radar pulse trains classification[C]//microwaves radar and remote sensing symposium. kaliskist: Institute of radioelectronics, military university of technology, 2008:166 - 169.

- [7] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer - verlag,1995.
- [8] 顾志伟, 吴秀清, 荆浩, 等. 一种基于特征选择的医学图像检索方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2007, 26(1): 30 - 34.  
GU Zhiwei, WU Xiuqing, JING Hao, et al. A feature selection based approach in medical image retrieval[J]. Chinese journal of biomedical engineering, 2007, 26(1): 30 - 34. (in Chinese)
- [9] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification[EB/OL]. (2011 - 05 - 20)[2011 - 06 - 10]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>.
- [10] Jolliffe I T. Principal component analysis[M]. New York:Springer press, 2002.
- [11] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 1999.  
BIAN Zhaoqi, ZHANG Xuegong. Pattern recognition[M]. Beijing: Tsinghua university press, 1999. (in Chinese)
- [12] 王磊, 姬红兵, 史亚. 基于模糊函数代表性切片的运动雷达辐射源识别[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(8): 1630 - 1634.  
WANG Lei, JI Hongbing, SHI Ya. Moving radar emitter recognition based on representative - cut feature of ambiguity function [J]. Systems engineering and electronics, 2010, 32(8): 1630 - 1634. (in Chinese)
- [13] Chang C C, Lin C J. Libsvm: a library for support vector machines[EB/OL]. (2011 - 05 - 20)[2011 - 06 - 10]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

(编辑:田新华)

## Application Analysis of Classifier for Specific Emitter Identification

YANG Li - ming<sup>1,2</sup>, HA Zhang<sup>3</sup>, YANG Xiao - rong<sup>4</sup>, ZHANG Lin<sup>5</sup>

(1. The Radar and ECM Institute, Air Force Equipment Academy, Beijing100085, China; 2. Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 China; 3. CETC29 National Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China; 4. Unit 95957, Beijing 100085, China; 5. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China )

**Abstract:** The template contrast method is abated because of that the difference between different radiant points trails off. From the point of view of engineering application, this paper presents a specific emitter identification method. In order to identify the difference between different radiant points, first the Fisher's discriminate ratio is employed to select the effective features, and then the principle component analysis is done to reduce the feature dimension. Finally, the support vector machine is used to perform the identification. The simulation result shows that the method can give attention to both accuracy and speed of identification simultaneously, and is of better application value in the identification of different radiant points.

**Key words:** specific emitter identification; Fisher's discriminate ratio; principle component analysis; support vector machine