

文章编号: 1001-0920(2013)06-0861-06

## 结合 SVM 和 DS 证据理论的多极化 HRRP 分类研究

雷蕾, 王晓丹, 邢雅琼, 毕凯

(空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051)

**摘要:** 针对雷达目标一维距离像(HRRP)识别问题, 结合支持向量机(SVM)和DS证据理论提出一种多极化HRRP分类方法—SDHRRP. 该方法通过混淆矩阵获取基分类器之间的距离, 从而根据基分类器对不同目标类的分类能力给予不同的可信度. 将该可信度值与SVM后验概率结合到DS证据理论的基本概率赋值(BPA)中, 以实现SVM和DS证据理论在目标识别中的有效结合. 对实测目标数据的实验结果表明, 基于分类器可信度得到的BPA能够有效避免证据冲突, SDHRRP方法可以有效降低融合分类的误差率.

**关键词:** 目标识别; 证据理论; 分类器可信度; 高分辨一维距离像

**中图分类号:** TP181

**文献标志码:** A

## Multi-polarized HRRP classification by SVM and DS evidence theory

LEI Lei, WANG Xiao-dan, XING Ya-qiong, BI Kai

(Institute of Air Defense and Anti-Missile, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China. Correspondent: LEI Lei, E-mail: wendyandpaopao@163.com)

**Abstract:** For the hotspot of high resolution range profile(HRRP) usage in radar target recognition, a multi-polarized HRRP classification approach combing SVM and DS evidence theory 'SDHRRP' is presented. The method defines different confidence for the classifiers based on the distance between each other given by confusion matrix. Then the value and the posterior probability of SVM are integrated into the BPA(basic probability assignment), which achieves the combination of SVM and the evidence theory in target recognition. The gained BPA based on classifier reliability can avoid the evidence conflict efficiently. The experimental results based on the measured data show the effectiveness of the proposed approach.

**Key words:** target recognition; evidence theory; classifier confidence; high resolution range profile

### 0 引言

基于散射点概念的高分辨一维距离像(HRRP)是目标散射中心在雷达径向距离上的一维分布图, 反映了这些散射中心的散射强度和相对位置等目标的重要物理结构特征, 已成为雷达自动目标识别领域的研究热点<sup>[1-2]</sup>. 宽带多极化雷达目标HRRP包含了目标的全部结构信息, 反映了目标散射中心在纵向距离上的分布情况, 提供了比单极化HRRP更多的信息量. 随着多极化高分辨成像技术在末端制导雷达中逐步走向应用, 基于多极化HRRP的目标特征提取与识别技术受到了广泛的关注和研究<sup>[3-4]</sup>.

如何有效利用多极化HRRP提供的目标特征信息提高目标识别性能, 是研究者们要解决的重要问题<sup>[3-4]</sup>. 文献[3]提出了一种将极化信息与高分辨距离像信息相结合的雷达目标统计识别方法, 该方法能

够有效克服识别算法依赖于方位信息的缺点, 具有较好的稳健性. 文献[4]研究了宽带全极化雷达目标HRRP的3类极化特征的提取和优选, 所提出的极化特征具有良好的稳健性和可分性. 文献[5]提出了一种距离-极化多维模糊匹配识别方法, 考虑了同一目标在不同极化状态中距离像的关联性, 在4种极化组合态的HRRP基础上进行不同的运算形成了6个向量, 定义了模糊信息矩阵, 并利用模糊匹配的方法进行识别. 文献[6]针对多极化雷达高分辨距离像识别中数据量大、分布复杂和识别算法复杂的问题, 提出了一种基于核函数的识别方法, 将多极化HRRP作为一个整体进行识别, 降低了识别算法的复杂度. 与其他多极化HRRP识别方法相比, 该方法不仅降低了提取特征的维数, 而且提高了识别性能.

尽管上述方法从不同侧面均获得了较好的结果.

收稿日期: 2012-02-28; 修回日期: 2012-08-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975026, 61273275, 61102109).

作者简介: 雷蕾(1988—), 女, 博士生, 从事多传感器信息融合的研究; 王晓丹(1966—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理、机器学习等研究.

但是, 如何实现极化信息与高分辨距离信息的有机结合, 仍没有很好的解决方法. 本文针对此问题进行研究, 提出了单极化与多极化信息相融合的思路, 将不同极化方式下得到的HRRP特征信息进行融合识别, 结合支持向量机(SVM)和DS(Dempster-Shafer)证据理论, 提出了一种多极化HRRP分类方法SDHRRP. 该方法利用SVM对单极化HRRP和多极化HRRP的特征信息进行统计分类, 利用DS证据理论实现信息融合. 在给出的结合SVM和DS证据理论的多极化HRRP分类方法中, 利用SVM对训练样本分类的实际情况和混淆矩阵提供的基分类器可信度来构造基本概率赋值函数, 解决了使用DS证据理论的重要问题, 实现了SVM与DS证据理论在目标识别中的有效结合. 对实测目标数据的实验结果表明, 本文方法取得了较好的结果.

## 1 基于雷达目标一维距离像的识别问题

在宽带多极化体制下, 对目标进行一维距离成像可以获得4种极化组合状态下的HRRP, 分别为HH, HV, VH和VV, 其中H和V分别表示水平、垂直极化. 图1为实测方位角为 $0^\circ$ 时某类目标在HH, HV, VH, VV极化方式下的HRRP.

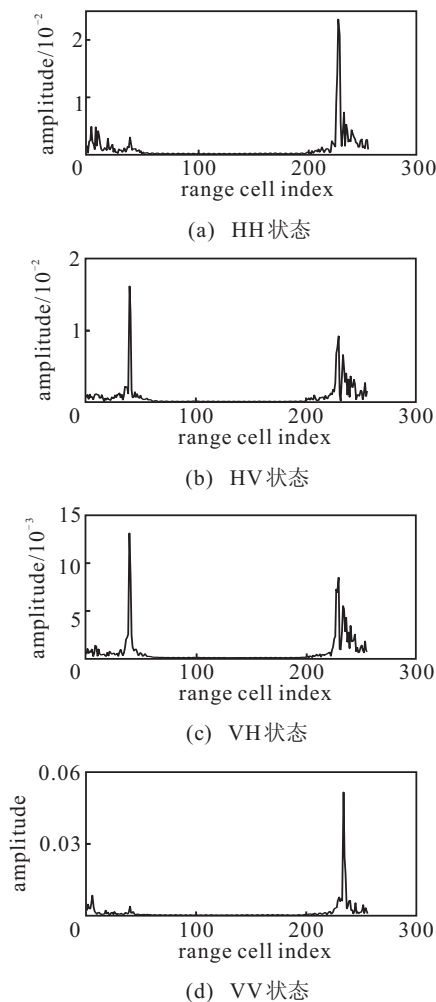


图1 目标在不同极化方式(HH, HV, VH, VV)下的HRRP

在使用HRRP进行目标识别时, 必须克服目标HRRP存在的方位、幅度、平移敏感性. 识别算法能够有效辨别不同目标类型间的差异, 但对同一目标的方位、幅度、平移变化引起的HRRP变化不敏感. 方位敏感性和幅度敏感性可分别通过对距离像回波序列划分观测角域和对距离像进行幅度归一化来解决. 平移敏感性会导致同一回波数据在距离窗数据空间中成为不同的向量, 为识别带来困难.

多极化HRRP同样具有方位、幅度和平移敏感性, 所以对于多极化HRRP的目标识别, 仍然需要有效辨别不同目标类型间的差异, 而对同一目标的方位、幅度、平移变化所引起的各极化方式下的HRRP变化则不敏感. 研究表明, 对于一定角域内的距离像, 在滑动对齐后进行非相干平均即可有效松弛方位敏感性; 对模板和测试数据进行幅度归一化即可解决幅度敏感性. 平移敏感性是由目标相对雷达的径向位移所引起的, 一种解决方案是提取距离像的平移不变特征, 通常提取频谱幅度特征、幅度谱差分特征<sup>[7]</sup>、功率谱特征<sup>[2]</sup>作为距离像的平移不变特征.

虽然多极化HRRP包含了更丰富的目标结构信息, 但其数据量也成倍增加, 这使得数据的分布更加复杂, 识别更加困难. 以目标相关矩阵的特征值和特征矢量分析为基础的分解理论(如Cloude等提出的 $H/\alpha$ 分解方法等), 能较好地适用于目标回波部分极化的情况, 在极化SAR分类中应用得尤为广泛<sup>[4]</sup>. 所以, 本文依据相关矩阵分解理论, 计算多极化HRRP的 $H/\alpha/A/P$ 特征<sup>[4]</sup>, 在对特征进行有效性分析的基础上, 构成目标的极化特征向量.

不同极化方式下得到的目标信息存在明显的差异, 它们都是目标特性的不同反映, 因此, 可以对4种极化组合态下的HRRP分别进行分类, 再进一步融合不同极化方式下的分类结果, 从而得到最终的识别结果. 上述过程可以通过集成学习系统实现, 进行有效集成学习的一个关键因素是集成的成员分类器间存在差异性, 集成学习通过将独立训练的基分类器结果进行融合来提高分类系统的泛化能力. 由于HRRP分类通常是高维数小样本问题, 基于统计学习理论的SVM<sup>[8]</sup>为解决该类问题提供了一个有效的途径. 本文将HRRP的统计识别与多极化HRRP信息融合相结合, 利用SVM对4种极化组合态下的HRRP、多极化HRRP分别进行分类.

同时也注意到, 在集成学习的结论生成中, 融合策略的选取会直接影响分类性能的好坏. 实际上, 因为战场环境瞬息万变, 雷达获取的目标信息是不确定的, 而DS证据理论能够依靠证据的积累不断缩小假设集, 且在区分“不知道”和“不确定”以及准

确反映证据采集过程等方面表现出较大的优越性,已在模式识别中得到广泛的应用.然而,如何构造DS证据理论中的基本概率赋值函数是其应用必须解决的一个重要课题.本文将SVM对单极化和多极化HRRP的分类结果作为证据进行融合,以实现SVM和DS证据在分类中的结合.根据以上分析,给出了结合SVM和DS证据理论多极化HRRP分类方法的框架,如图2所示.图2中, HFEDR表示高分辨距离HRRP特征提取与维数约减, PFEDR表示多极化HRRP极化特征提取.

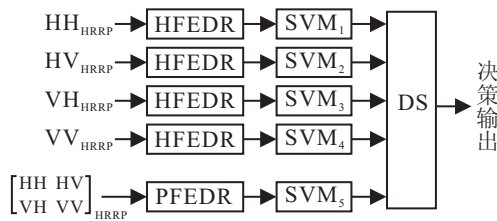


图2 SDHRRP框架

## 2 结合SVM和DS证据理论的多极化融合分类方法—SDHRRP

根据上一节的分析,依据SVM对HRRP的分类结果构造BPA函数是SDHRRP方法的核心.为此,首先给出基分类器可信度的获取方法,然后给出BPA函数的生成公式.

### 2.1 基分类器可信度的获取

混淆矩阵是模式识别领域中一种可视化的分类效果示意图,它描绘了样本数据的真实属性和识别结果类型之间的关系,是评价分类器性能的一种常用方法.假设对于N类模式的分类任务,识别数据集D包括T<sub>0</sub>个样本,每类模式分别含有T<sub>i</sub>(i=1,2,...,N)个数据.采用某种识别算法构造分类器C,cm<sub>ij</sub>表示第i类模式被分类器C判断成第j类模式的数据占i类模式样本总数的百分率,则可得到N×N维混淆矩阵

$$CM(C, D) = \begin{bmatrix} cm_{11} & cm_{12} & \dots & cm_{1N} \\ cm_{21} & cm_{22} & \dots & cm_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cm_{N1} & cm_{N2} & \dots & cm_{NN} \end{bmatrix}$$

其中:元素的行下标为目标真实属性,列表为分类器产生的识别属性,对角线元素为各模式能够被分类器C正确识别的百分率,非对角线元素为发生错误判断的百分率.混淆矩阵的行向量C<sub>i</sub>(i=1,2,...,N)为模式i的对象在进行分类时对各模式的倾向性<sup>[9]</sup>.不同分类器的混淆矩阵代表了该分类器对模式的分类能力,因此,通过对分类器同一模式的分类倾向求差值得到分类器分类能力的差异度量值.假设

有两个分类器C<sub>1</sub>和C<sub>2</sub>,通过训练样本得到其混淆矩阵CM<sub>1</sub>和CM<sub>2</sub>,定义距离l<sub>12</sub>为CM<sub>1</sub>-CM<sub>2</sub>的L<sub>2</sub>测度,其元素值为

$$T = CM_1 - CM_2 = (t_{ij})_{N \times N}, \quad (1)$$

$$l_{12} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_{ij}^2. \quad (2)$$

对于c个分类器,可以得到分类器距离矩阵

$$L = \begin{bmatrix} 0 & l_{12} & \dots & l_{1c} \\ l_{21} & 0 & \dots & l_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{c1} & l_{c2} & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中l<sub>ij</sub>为任意两个分类器之间的距离,由式(2)得到.该距离矩阵有两个性质:1)对称性,即L=L<sup>T</sup>;2)对角线元素为0.由实际情况可知,当某个分类器给出的结果与大多数分类器的结果一致时,其可信度便会较高,而结果一致,分类器之间的距离就应该较小,所以通过定义一个过渡值来衡量距离,找到其与可信度的关系.下面给出基于分类器距离的可信度估计过程.

Step 1: 取L的上三角矩阵元素,对元素进行求和,得到suml = 1/2 \* sum\_{i=1}^c sum\_{j=1}^c l\_{ij};

Step 2: 对于第i个分类器,其可信度过渡值等于每行的元素之和与suml的比值,即

$$\bar{w}_i = \frac{1}{suml} \sum_{k=1}^c l_{ik}; \quad (4)$$

Step 3: 定义分类器的可信度向量w = (1 - w<sub>1</sub>, 1 - w<sub>2</sub>, ..., 1 - w<sub>c</sub>),并进行归一化.

据此,可以得到每个分类器在当前分类系统中的可信度w<sub>i</sub>.若某个分类器与大多数分类器差异较大,则其识别结果可能与实际情况有出入,系统赋予其较低的可信度权值;反之亦然.

### 2.2 BPA的生成

首先,通过后验概率模型将基分类器的硬输出转换成概率输出;然后,将基于混淆矩阵得到的基分类器可信度融入该概率输出中;最后,结合新的概率输出和分类精度确定DS证据理论的基本概率赋值函数.

采用Platt提出的Sigmoid函数作为连接函数,将SVM的输出f(x)映射到[0,1]<sup>[10]</sup>中,即

$$P\left(y = \frac{1}{x}\right) = \frac{1}{1 + \exp(Af(x) + B)}. \quad (5)$$

其中:f为标准的SVM输出结果;P(y=1/f)为在输出值f的条件下分类正确的概率;A和B为参数值,可通过求解参数集的最小负对数似然值求得<sup>[10]</sup>.当分类器C<sub>i</sub>对待识别目标给出SVM硬判决f(x)时,通

过后验概率公式转化为后验概率输出;然后根据混淆矩阵获得的该分类器局部可信度  $w_i$  加权融合到后验概率输出  $P_i$  中,有

$$P'_i = P_i \times w_i. \quad (6)$$

假定第  $i$  个基分类器的分类精度为  $r_i$ , 得到包含分类器可信度信息的新后验概率后,则可定义该基分类器的 BPA 函数为

$$\begin{cases} m_i(+)=r_i \times P'_i, \\ m_i(-)=r_i \times (1-P'_i), \\ m_i(\Theta)=1-r_i. \end{cases} \quad (7)$$

其中  $m_i(+)$ ,  $m_i(-)$ ,  $m_i(\Theta)$  分别为二分类问题中正类、负类和全集的 BPA,  $m_i(\Theta)=0$ . 每个 BPA 函数对应的焦点数均为 4 个, 分别是  $\{\emptyset, +, -, \Theta\}$ . 各 BPA 之间不会存在严重的冲突, 故可采用 Dempster 规则进行组合. 得到的结果根据最大信念决策规则来判定目标的最终属性.

### 2.3 算法实现

为了具体实现该算法, 将 SDHRRP 分类方法分为训练阶段和融合阶段, 下面给出具体步骤.

#### 1) 训练阶段.

Step 1: 导入 HRRP 数据并进行反傅里叶变换和归一化预处理, 消除方位敏感性和幅度敏感性;

Step 2: 提取样本高分辨距离 HRRP 的平移不变特征(频谱幅度特征  $X(n)$ 、幅度谱差分特征  $d(n)$ 、功率谱特征  $P(w)$  和 HRRP 的多极化特征  $H/\alpha/A/P$ );

Step 3: 采用十折交叉验证法, 随机选取不重复的训练样本集训练 SVM 基分类器;

Step 4: 利用基分类器对测试样本进行分类, 并统计分类正确率, 得到每个基分类器的混淆矩阵, 为 BPA 的获取提供可信度估计.

#### 2) 融合阶段.

Step 1: 根据分类阶段得到 SVM 硬输出, 利用式(5)得到样本的后验概率, 其中包含样本的先验信息;

Step 2: 基于混淆矩阵得到分类器的可信度估计, 结合 SVM 的后验概率, 利用式(7)得到 DS 的 BPA;

Step 3: 利用 DS 证据理论对各基 SVM 分类器结果进行融合, 得到最终的分类结果.

## 3 实验分析

### 3.1 实验数据

实验数据来源为两种典型飞机缩比模型的极化散射矩阵扫频测量数据, 雷达测量系统的工作频率范围为 12.5~17.5 GHz, 频率步进间隔为 25 MHz, 目标姿态角为  $0^\circ$ , 俯仰角为  $0^\circ$ , 横滚角为  $0^\circ$ , 方位角范围为  $0^\circ \sim 180^\circ$ , 方位角采样间隔为  $1^\circ$ , 方位角采样数为 181, 每个角度的扫频数据有 201 个频率采样点, 每个

采样点由 HH, HV, VH, VV 极化方式下的幅度/相位数据组成, 方位角为  $0^\circ \sim 30^\circ$  的测量数据用于实验. 本文采用的数据中, 每个角度的扫频数据有 201 个频率采样点, 所以在极化散射矩阵(即 HRRP 数据)中有 201 个距离单元. 因为在作反傅里叶变换时, 距离单元个数应为 2 的 8 次方, 所以将距离单元补零到 256, 再进行反傅里叶变换. 对于两类目标, 方位角  $0^\circ \sim 30^\circ$  内的 HRRP 数据数量分别为 29 和 30, 对于训练分类器而言数据量较少, 因此本文采用数据插值方法模拟在不同角度附近的测量数据. 2 个原始 HRRP 样本间的插值数取 4, 相当于此时方位角间隔为  $0.2^\circ$ , 每个目标各极化通道 HRRP 数据的数量分别为 141 和 146. 在进行插值时, 选用线性插值法, 其表达式为

$$\Delta = \frac{r(k+1) - r(k)}{p+1},$$

$$r((k-1)(p+1) + m) = r(k) + (m-1)\Delta. \quad (8)$$

其中:  $r(k)$  为第  $k$  个距离单元的幅度值(归一化后);  $p$  为样本间的插值个数;  $m=1, 2, \dots, 5$ ;  $k=1, 2, \dots, N$ . 得到的高分辨一维距离像数据集分别为 HRRP<sub>HH</sub>, HRRP<sub>HV</sub>, HRRP<sub>VH</sub> 和 HRRP<sub>VV</sub>, 均拥有 287 个 256 维的样本数据.

### 3.2 实验设计

研究表明, 当 SVM 采用径向基核函数时, 集成效果能达到最好, 在实验中选取同质的径向基核函数 SVM 进行集成<sup>[11-13]</sup>. 因功率谱等特征存在较大的信息冗余, 所以进行特征维数约减具有重要意义. 本文采用主成分分析(PCA)进行特征维数约减, 采用累计贡献率(ACR)来决定经过 PCA 变换后保留的主成分个数, 即确定压缩后的特征维数的大小. 前  $m$  个主元的累计贡献率定义为

$$\eta(m) = \sum_{k=1}^m \lambda_k / \sum_{k=1}^d \lambda_k, \quad (9)$$

其中  $\lambda_k$  为样本集  $X$  协方差矩阵  $Q(Q=(X-\mu)(X-\mu)^T/N)$  的特征值  $\lambda_i(i=1, 2, \dots, d)$ , 并按  $\lambda_i$  的大小进行排列. 累计贡献率显示了新生成分量对原始数据信息保存的完整程度, 通常要求累计贡献率大于 85% 即可表征较大部分原始矩阵的信息量<sup>[10]</sup>. 实验中分别预设累计贡献率为 75%, 80%, 82%, 85%, 88%, 90%, 95%. 估计分类错误率时采用 10 重交叉进行验证, 并利用双边估计  $t$  检验法来计算置信水平为 0.95 的分类错误率置信区间, 计算公式为

$$\frac{|\bar{x} - u|}{\sigma/\sqrt{n}} \geq t_{0.05}(n-1), \quad (10)$$

其中  $u$  和  $\sigma$  分别为 10 重交叉验证的均值和标准差. 实验所用分类器均来自 PRTTool 工具箱, 实验机器配置为 1 G 内存, 2.30 G CPU, 算法基于 Matlab 7.7(R2008b) 实现.

表 1 分类结果比较(分类正确率±置信区间)

ACR	HH 极化	HV 极化	VH 极化	VV 极化	极化特征	多数投票融合	SDHRRP
75	63.62±2.99	63.15±3.42	67.50±3.78	52.62±2.55		68.25±3.06	84.23±2.03
80	76.20±4.92	71.18±5.64	77.33±4.59	53.51±3.77		74.63±3.73	86.99±3.42
82	78.03±4.18	74.81±4.28	80.30±5.96	53.78±4.61		76.86±2.82	86.75±3.95
85	80.79±2.78	80.49±4.81	83.10±4.63	55.10±5.44	65.87±4.20	80.05±3.10	85.99±3.61
88	83.55±4.93	80.59±6.22	83.32±3.10	54.93±3.81		82.27±2.29	86.04±2.81
90	83.97±3.96	82.40±5.83	83.55±5.16	56.54±4.93		82.36±3.55	86.04±2.81
95	84.65±3.85	83.79±4.68	84.43±3.93	56.87±2.88		83.49±3.11	87.44±2.87

3.3 实验结果和分析

在不同的累计贡献率预设值下, 分别对不同单极化方式下的 HRRP 进行特征提取和 SVM 分类、极化特征提取和 SVM 分类. 表 1 为在给定累积贡献率下, 4 种单极化分类方法、多数投票融合和 SDHRRP 分类方法的结果比较. 图 3 为 4 个单极化 HRRP 利用 SVM 进行分类与多极化 HRRP 利用本文方法进行分类的结果比较. 图 4 为多数投票准则融合的结果与本文 DS 融合方法的结果比较.

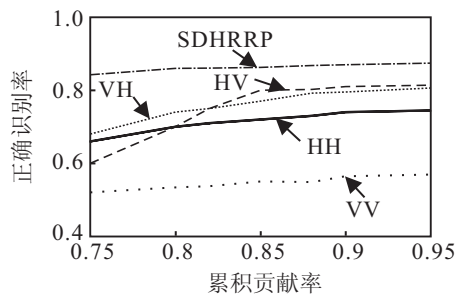


图 3 运用 4 个单极化特征分类与 SDHRRP 方法比较

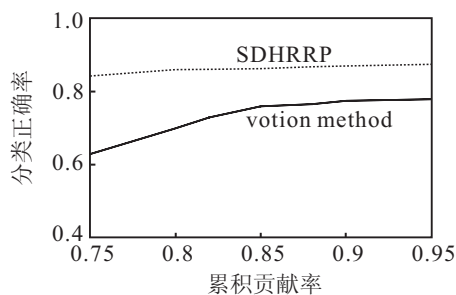


图 4 多数投票融合与本文融合方法比较

通过对表 1, 图 3 和图 4 实验结果的分析可知:

1) 对表 1 横向比较可以看出, 在相同的累积贡献率下, 本文方法得到的识别正确率较单极化方法和多极化分类均有所提高, 能降低目标识别的错误率. 因为高分辨距离特征较单极化和多极化拥有更全面的特征描述, 分类性能较好, 且极化特征  $H/\alpha/A/P$  不受累积贡献率影响, 所以其分类正确率保持一致.

2) 从表 1 纵向数据看, 随着累积贡献率预设值的增加, 各个极化方向上的分类正确率有所提高, 且由图 3 可见, 在累积贡献率低于 85% 时, 单极化方式

下的识别率均有显著提高; 当累计贡献率大于 85% 时, 识别率相近, 提高程度不明显. 结果表明, 累计贡献率达到 85% 即可表征原始样本的主要特征信息. 当目标的主要特征信息保留后, 累积贡献率的增长并不表示分类信息量一定增加, 而且不能期望更大的分类精度的提升.

3) 根据本文方法得到的分类正确率的变化较小, 均停留在 85% 以上, 偶尔小有浮动, 这是因为极化特征和高分辨距离的特征是从不同侧面来描述目标特性的, 即使各个极化方向上保留的特征维数不同, 提取的特征也更全面, 所以分类正确率较单极化高. 换言之, 各种单极化方式下累积贡献率的增加是特征深度的增加, 而本文方法主要考虑了特征广度的增加.

4) 由图 4 可见, 本文提出的结合 SVM 与 DS 证据理论的信息融合方法得到的分类正确率高于多数投票准则. 考虑到不同分类器对不同目标的识别能力不同, 本文利用混淆矩阵来估计各 SVM 分类器的可信度, 将分类器的可信度估计融入到信息融合中, 能提高目标识别能力.

4 结 论

利用 HRRP 进行目标识别是雷达目标识别领域的一个热点问题, 本文充分借鉴目标单极化和多极化信息, 利用 SVM 集成学习进行分类, 利用 DS 证据理论进行融合. 在融合阶段中, 结合数据的实际分类结果和分类器可信度构造基本概率赋值函数, 减少了证据间的冲突. 基于后验概率的证据获取过程包含了对样本先验信息的处理, 不仅考虑了样本的分类结果, 也考虑了样本之前的状态(如某类模式在样本集中的比重等信息), 更有利于生成正确的集成结论. 实验结果显示, 结合统计和多极化信息的特征向量能够提高分类正确率, 且基于 SVM 和 DS 证据理论的分类方法可以降低误差, 提高目标识别率.

参考文献(References)

[1] 刘宏伟, 杜兰, 袁莉, 等. 雷达高分辨距离像目标识别研究进展[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(8): 1328-1334. (Liu H W, Du L, Yuan L, et al. Progress in radar automatic target recognition based on high range profile[J]. J of

- Electronics & Information Technology, 2005, 27(8): 1328-1334.)
- [2] Du Lan, Liu Hong-wei, Bao Zheng. Radar HRRP statistical recognition based on hypersphere model[J]. Signal Processing, 2008, 88(5): 1176-1190.
- [3] 冯德军, 王雪松, 肖顺平, 等. 全极化高分辨雷达距离像统计识别方法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 517-521.  
(Feng D J, Wang X S, Xiao S P, et al. A statistical identification method of polarimetric high resolution range profile[J]. J of Electronics & Information Technology, 2006, 28(3): 517-521.)
- [4] 郭雷, 肖怀铁, 赵宏钟, 等. 宽带全极化雷达目标 HRRP 极化特征提取与优选[J]. 自然科学进展, 2009, 19(7): 784-792.  
(Guo L, Xiao H T, Zhao H Z, et al. Polarimetric feature extraction and optimization of wideband polarization radar target HRRP[J]. Natural Science Progress, 2009, 19(7): 784-792.)
- [5] 肖怀铁, 郭雷, 付强, 等. 宽带多极化雷达目标模糊匹配识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(5): 770-773.  
(Xiao H T, Guo L, Fu Q, et al. Method of wideband polarization radar target recognition using fuzzy matched filters[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(5): 770-773.)
- [6] 李丽亚, 刘宏伟, 纠博, 等. 基于核函数的多极 HRR 识别[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(1): 49-55.  
(Li L Y, Liu H W, Jiu B, et al. Polarization radar HRRP recognition based on the kernel function[J]. J of Xidian University, 2010, 37(1): 49-55.)
- [7] 刘敬, 张军英, 赵峰. 一种新的雷达高分辨距离像平移不变特征[J]. 电子与信息学报, 2008, 38(8): 1949-1953.  
(Liu J, Zhang J Y, Zhao F. A new time-shift invariant feature of radar HRRPS[J]. J of Electronics & Information Technology, 2008, 38(8): 1949-1953.)
- [8] 郑春红, 郑贵文, 焦李成. 基于 FSVM 的雷达多目标识别[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(11): 1358-1361.  
(Zheng C H, Zheng G W, Jiao L C. Radar multi-target recognition based on a fuzzy support vector machine[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(11): 1358-1361.)
- [9] 宋锐, 张静, 夏胜平, 等. 一种基于 BP 神经网络群的自适应分类方法及其应用[J]. 电子学报, 2001, 29(12A): 1950-1953.  
(Song R, Zhang J, Xia S P, et al. An adaptive classification method of BP-NN group based classification system and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(12A): 1950-1953.)
- [10] Platt J. Probabilistic outputs for Support Vector Machines and Comparison to Regularized Likelihood Method[C]. Advance in large margin classifier. Cambridge: MIT Press, 2000: 61-74.
- [11] Melville P, Mooney R J. Creating diversity in ensembles using artificial data[J]. Information Fusion, 2005, 6(1): 99-111.
- [12] Baudat G, Anouar F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach[J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 2385-2404.
- [13] Xuchun Li, Lei Wang, Eric Sung. AdaBoost with SVM-based component classifiers[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(5): 785-795.

## 下 期 要 目

- 基于 U 模型的非线性控制系统设计方法 10 年发展综述 ..... 徐凤霞, 等
- 基于地标被动观测的飞航导弹 INS 误差估计方法 ..... 张友安, 等
- 赋权控制分配策略的权系数多目标优化设计 ..... 陈 勇, 等
- 基于样本特性欠取样的不均衡支持向量机 ..... 陶新民, 等
- 具有时滞的非线性纵向飞行模型稳定性和分支分析 ..... 范 丽, 史忠科
- 四相永磁容错电机的两种容错控制方法 ..... 司宾强, 等
- 延迟支付下损失厌恶型零售商参与的供应链运作及协调 ..... 刚 号, 等
- 带有费用折扣的多任务第 4 方物流路径优化问题 ..... 黄 敏, 等