

## 雷达高分辨距离像分类器的参数自适应学习算法

袁莉 刘宏伟 保铮

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 雷达高分辨率距离像具有目标姿态敏感性的特点,在识别时的一种解决方法是对目标不同角域建立不同的统计模型。在给定系统参数条件下,选择目标划分角域个数及每个角域覆盖范围是影响识别器运算量及识别性能的关键。该文给出了一种基于数据的自适应学习上述分类器参数的算法,基于联合高斯分布的数据模型通过迭代算法来确定数据划分边界,并自动确定目标角域个数。与等间隔数据划分方法相比,本文方法在降低识别运算量的同时,可以提高识别性能。基于实测数据的实验结果表明该方法是有用的。

**关键词:** 雷达自动目标识别; 高分辨距离像; 自适应高斯分类器

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)01-0198-05

## Adaptive Learning of Classifier Parameters for Radar High Range Resolution Profiles Recognition

Yuan Li Liu Hong-wei Bao Zheng

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Radar High Range Resolution Profile (HRRP) is very sensitive to target aspect variation. To deal with this problem, usually, multiple statistical models are built for different target aspect sector when using HRRP for target recognition. Therefore, how to determine target aspect sector number and how to divide target aspect sector play an important role in classifier training. A data driven adaptive learning algorithm is proposed in this paper, which determines the target aspect sector boundary based on a multivariate Gaussian statistical data model and an iteration algorithm, and the target aspect sector number can be determined simultaneously. Comparing with the traditional equal interval target aspect partition approach, the proposed approach can achieve better recognition performance with lower computation complexity. Experimental results based on the measured data show the efficiency of the proposed method.

**Key words:** Radar automatic target recognition; High Range Resolution Profile (HRRP); Adaptive Gaussian Classifier (AGC)

### 1 引言

现代高距离分辨雷达的兴起为实现雷达自动目标识别(ATR)提供了新的途径,基于高距离分辨雷达的ATR技术是现代雷达系统发展的重要方向。高分辨距离像(HRRP)能够提供目标沿距离维的几何结构信息,具有易于获取和处理的独特优势,成为雷达ATR领域研究的热点<sup>[1-6]</sup>。在光学区,雷达目标的电磁特性可用简单的散射点模型来近似表示<sup>[7]</sup>,HRRP每个距离单元的回波是由该距离单元内多个散射点回波相干叠加而成的。当目标相对于雷达转动时,目标上散射点相对于雷达的距离会发生变化,导致HRRP对目标姿态变化非常敏感,如何有效解决HRRP的目标姿态敏感性,是基于HRRP的雷达ATR技术的难点之一。一种方法是对目标所有姿态下的回波建立统一的统计模型,例如文献[8,9]中采用混合Gamma模型来描述目标HRRP的统计特性,采

用多分量的Gamma模型来描述目标不同姿态下的回波特性。采取这种建模方法的优点是可以充分利用目标HRRP回波间的相似性,降低统计模型的复杂度。其缺点是在进行模型训练时没有保留目标的姿态角信息,有可能存在混合模型中的一个分量涵盖了目标不相邻的多个姿态角回波的问题。根据相关的研究结果<sup>[10]</sup>,如果在识别过程中可以获得目标相对于雷达的大致姿态角信息,利用这一信息可以有效提高识别性能。文献[8,9]中的建模方法则不能利用这一信息。另外一种方法是将目标划分为多个姿态角域,近似认为每个角域内的HRRP服从相同的统计模型,然后通过训练数据来学习模型参数<sup>[6]</sup>。由于每个统计模型是与目标的姿态角信息关联的,这样在识别过程中就可以利用目标的跟踪信息来缩小搜索范围,降低识别计算量,并且提高识别性能。采用后一种目标统计建模方法时,如何确定目标角域个数及如何划分姿态角是关键问题。目前文献中一般以散射点不发生越距离单元走动为限制条件来确定目标划分的角域个数,采用等姿态间隔划分训练数据的方法<sup>[1,2,4,5]</sup>来进行统计建模。实际

上, 目标在不同视角下的散射特性有很大不同, HRRP 在目标不同姿态下其姿态敏感性也有所不同, 有可能在某些姿态下变化较快, 而在另一些姿态下变化较慢。因此, 从理论上讲, 角域的划分应与目标的散射特性相匹配, 如果存在失配, 则会导致识别性能下降。

本文针对目标角域数目的确定及角域划分方法来展开研究, 提出了一种基于数据的自适应学习这些参数的算法, 采用联合高斯分布来描述 HRRP 在目标一个角域内的统计特性, 在贝叶斯框架下通过迭代算法来确定数据划分边界, 并自动确定目标角域个数。基于实测数据的仿真实验结果表明, 本文方法降低了模板数量, 并提高了识别性能。

## 2 高分辨距离像的特性

### 2.1 高分辨距离像的方位敏感性

高分辨雷达工作在光学区, 目标及其部件通常远大于波长, 其电磁特性可用简单的散射点模型较好地描述<sup>[7]</sup>。基于散射点模型, 雷达发射信号受到目标各散射点后向散射形成散射点子回波, 雷达HRRP即是各散射点子回波的向量和, 第  $n$  个距离单元的信号复回波可表示为

$$x(n) = \sum_{i=1}^{K_n} \sigma_{n,i} \exp \left[ -j \left( \frac{4\pi}{\lambda} R_{n,i} + \varphi_{n,i} \right) \right] \quad (1)$$

其中  $K_n$  为第  $n$  个距离单元中散射点的个数,  $R_{n,i}$  为第  $n$  个距离单元中第  $i$  个散射点到雷达的径向距离,  $\sigma_{n,i}$  和  $\varphi_{n,i}$  分别为第  $i$  个散射点子回波的振幅和初始相位,  $\lambda$  为雷达发射信号波长。

由于复距离像的相位对目标的姿态和距离变化非常敏感, 具有较大的不确定性, 在识别中难以利用, 故雷达 HRRP 识别中通常是指幅度距离像。由式(1)可知, HRRP 按距离分辨率分成一组离散值, 某一单元的回波是由同一距离单元中多个散射点回波相关叠加而成的。当目标相对于雷达视线的姿态变化时, 散射点之间的相对径向距离发生变化, 这会使两个方面引起 HRRP 的目标姿态敏感性。其一是子回波包络发生纵向位移, 原来在同一距离单元的散射点, 转动后的纵向位移如果大于距离分辨率, 就会发生散射点越距离单元走动(MTRC)。设目标相对雷达的横向尺寸为  $W$ , 距离分辨率为  $\Delta R$ , 则不发生散射点 MTRC 的姿态角变化范围为<sup>[1]</sup>

$$\Delta\theta < \Delta R/W \quad (2)$$

其二是各散射点子回波间的相位差变化, 从而使各距离单元的合成波发生变化。目标上横距最远的两个散射点的相位差的变化不超过  $\pm\pi$  时, 一般认为相位差变化不大, 此时姿态角变化范围为<sup>[1]</sup>

$$\Delta\theta < \lambda/4W \quad (3)$$

由式(2), 式(3)可以看出, 散射点 MTRC 是相对于距离分辨率的, 而相位是相对于发射信号波长的, 距离像的姿态敏感性比散射点模型对姿态的敏感性严重的多。

### 2.2 等方位间隔的数据划分

HRRP 的姿态敏感性给雷达目标识别带来了很大的困难, 解决这一问题的理想方法是提取具有目标姿态不变性质的特征, 虽然目标的谐振频率特征具有目标姿态不变性, 但由于该特征在低信噪比下性能较差, 其应用受到了限制<sup>[11]</sup>。如果基于HRRP来进行识别, 要得到满意的识别效果, 就必须首先建立一个覆盖目标所有姿态的数据库。因此, 在训练识别器时, 必须按照一定的姿态间隔对每类目标建立全视角的数据库。对飞机目标而言, 其在方位平面上的尺寸通常比俯仰平面及横滚平面上的尺寸大的多, 目标距离像对方位角的敏感程度比对其他两维大的多。因此, 通常只对目标建立全方位视角的数据库。

目前文献中一般采用等方位间隔划分训练数据的方法<sup>[1,2,4,5]</sup>进行统计建模, 以散射点不发生 MTRC 为限制条件来确定方位间隔。其依据是近似认为此角域内的一帧距离像是来自同一个散射点模型的矢量平稳过程, 因此可以表征目标的局部特性。

等方位间隔建立数据库比较简单, 但也存在一些问题。由于目标相对雷达的横向尺寸  $W$  是与目标的视角有关的, 由式(3)确定的不发生散射点MTRC的角域也是与视角有关的。这也说明雷达目标的散射特性跟视角有关。等间隔建模, 相当于假定目标相对于雷达的横向尺寸是固定的, 最保守的做法是以所有目标中最大的横向尺寸  $W_{\max}$  为标准计算方位间隔:

$$\Delta\theta = \Delta R/W_{\max} \quad (4)$$

这样能保证所有目标的每个角域内都不会发生散射点 MTRC。实际上, 上述对目标方位角划分的方法在理论上并不是严格的, 只是一个定性的准则。如果以在一个角域内目标HRRP服从相同的分布模型为准则, 上述以目标简单几何尺寸为准则的方法会导致模型失配, 从而有可能导致识别运算量的增加及识别性能的下降。此外, 如果训练数据为实测得到, 考虑到目标飞行过程中的机动, 很难将测量得到的 HRRP 数据和目标姿态角关联起来, 此时采用上述准则来进行角域划分不可行。由于目标在不同姿态下其HRRP随姿态角变化的情况和目标的散射特性密切相关, 因此, 可能在某些姿态下HRRP的变化较快, 在角域划分时其覆盖范围就应较小, 而在某些姿态下HRRP的变化较慢, 划分的角域就可以大一些。也就是说, 在对目标进行角域划分时, 应根据数据的具体分布情况来自适应划分。下文基于联合高斯分布模型提出了一种HRRP数据的角域自适应划分方法。

## 3 自适应角域划分

### 3.1 距离像的统计模型

根据上述分析, 在目标的一个方位角域内, 目标的散射点模型基本固定, 认为高分辨距离像是向量平稳过程。其信号模型可描述为<sup>[4]</sup>

$$\mathbf{x} = \mathbf{s}(\theta, \mathbf{a}) + \mathbf{w} \quad (5)$$

其中  $a$  表示目标类别,  $\theta$  表示目标方位,  $\mathbf{s}(\theta, a)$  是回波的信号部分, 对于给定的  $(\theta, a)$ , 信号  $\mathbf{s}(\theta, a)$  是确定的.  $\mathbf{w}$  为加性高斯噪声  $\mathbf{w} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$ , 以均值  $\mathbf{0}$  作随机变化. 因此, 可以用一个联合高斯分布模型来描述该角域内一帧距离像的分布特性:

$$\mathbf{x} \sim N(\mathbf{s}(\theta, a), \Sigma) \quad (6)$$

实际上  $\mathbf{s}(\theta, a)$  是一方位内的平均距离像, 反映了确定散射点模型下的稳定的距离像峰值位置, 而协方差矩阵  $\Sigma$  反映了距离像峰值幅度的起伏情况,  $\mathbf{s}(\theta, a)$  和  $\Sigma$  都是目标特性的一种表现. 对于 HRRP, 通常认为各距离单元间的回波是统计独立的, 故  $\Sigma$  为对角阵, 其对角线元素构成的向量即为对应角域距离像的方差像.

### 3.2 自适应学习算法

给定一组训练数据, 假设是在目标沿方位向旋转时连续对其回波采样得到, 则划分目标方位角域相当于对训练数据确定其各相邻帧次的边界位置, 因此, 可以给定一种准则, 在此准则下调节边界点. 对于某划分结果, 可以看作是判定边界点应归于当前帧还是相邻帧的二分类问题. 本文用基于最大似然准则(ML)的自适应高斯分类器(AGC)<sup>[3]</sup>判决边界点的帧次, 利用了各帧距离像的统计特性. 考虑到角闪烁对 HRRP 幅度的影响, 采用单次 HRRP 来进行判决会存在一定的偏差, 使判决结果不可靠, 我们用位于边界上的多个 HRRP 进行融合判决. 研究表明, 如果目标的姿态信息可以估计得到, 利用该信息可以简化识别运算量并提高识别性能<sup>[10]</sup>, 因此, 划分训练数据时应保持所有数据的序号顺序不变, 保留模板的方位信息. 本文通过迭代算法划分数据, 每次迭代取各帧数据的开始  $M$  次距离像作为边界数据序列, 基于 AGC 判定边界保持不变还是划分到前一帧. 算法只对边界距离像作前向调节, 因此保留了模板的方位信息.

为方便分析, 假设形成转台模型的雷达目标的转动是匀速. 考虑到距离像的平移敏感性和幅度敏感性, 假设所有数据均作幅度归一化处理, 包络对齐采用最大相关系数法. 以一类目标为例, 算法的具体步骤如下:

步骤 1 初始划分令  $p = 0$ ,  $\text{change} = 0$ . 根据式(4)对目标的全方位训练数据等间隔划分, 并对每帧数据作类内对齐, 得到目标的距离像:

$$T = \{\mathbf{X}_1^{(p)}, \mathbf{X}_2^{(p)}, \dots, \mathbf{X}_{K^{(p)}}^{(p)}\} \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{X}_k^{(p)} = \{\mathbf{x}_{kl}^{(p)}\}, k = 1, 2, \dots, K^{(p)}; l = 1, 2, \dots, L_k^{(p)} \quad (8)$$

表示第  $p$  次迭代的第  $k$  帧距离像,  $\mathbf{x}_{kl}^{(p)}$  表示  $\mathbf{X}_k^{(p)}$  中的第  $l$  次距离像,  $L_k^{(p)}$  表示  $\mathbf{X}_k^{(p)}$  中的距离像个数,  $K^{(p)}$  表示第  $p$  次迭代的帧数.

步骤 2 计算各帧数据的样本均值和样本协方差矩阵

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(p)} = \frac{1}{L_k^{(p)}} \sum_{l=1}^{L_k^{(p)}} \mathbf{x}_{kl}^{(p)} \quad (9)$$

$$\Sigma_k^{(p)} = \frac{1}{L_k^{(p)}} \sum_{l=1}^{L_k^{(p)}} (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_k^{(p)}) (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_k^{(p)})^T \quad (10)$$

步骤 3 迭代划分 令

$$\mathbf{X}_1^{(p+1)} = \mathbf{X}_1^{(p)}, L_1^{(p+1)} = L_1^{(p)}, K^{(p+1)} = K^{(p)} \quad (11)$$

对于  $k = 2, 3, \dots, K^{(p)}$ , 如  $\mathbf{X}_k^{(p)}$  中的数据个数  $L_k^{(p)}$  小于或等于批处理的边界数据个数  $M$ , 即  $L_k^{(p)} \leq M$ , 则令  $\text{change} = 1$ , 第  $k$  帧合并到第  $k-1$  帧,  $\mathbf{X}_k^{(p)}$  全部移至第  $k-1$  帧并对齐, 更新数据:

$$\mathbf{X}_{k-1}^{(p+1)} = \{\mathbf{X}_{k-1}^{(p+1)}, \mathbf{X}_k^{(p)}\}, L_{k-1}^{(p+1)} = L_{k-1}^{(p)} + L_k^{(p)} \quad (12)$$

$$\mathbf{X}_{k'}^{(p)} = \{\mathbf{X}_{k'+1}^{(p)}\}, L_{k'}^{(p)} = L_{k'+1}^{(p)}, k' = k, k+1, \dots, K^{(p)} \quad (13)$$

$$K^{(p+1)} = K^{(p)} - 1 \quad (14)$$

否则, 取边界距离像序列:

$$\mathbf{Y}_k^{(p)} = \{\mathbf{x}_{kl}^{(p)}\}, l = 1, 2, \dots, M \quad (15)$$

分别计算对前一个模板和对当前模板的 AGC 判别函数:

$$\begin{aligned} d_k^{(b)} &= g_{k-1}(\mathbf{Y}_k^{(p)}) = \sum_{l=1}^M g_{k-1}(\mathbf{x}_{kl}^{(p)}) \\ &= \sum_{l=1}^M [\log |\Sigma_{k-1}^{(p)}| + (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(p)})^T \Sigma_{k-1}^{(p)-1} (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(p)})] \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} d_k^{(c)} &= g_k(\mathbf{Y}_k^{(p)}) = \sum_{l=1}^M g_k(\mathbf{x}_{kl}^{(p)}) \\ &= \sum_{l=1}^M [\log |\Sigma_k^{(p)}| + (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_k^{(p)})^T \Sigma_k^{(p)-1} (\mathbf{x}_{kl}^{(p)} - \boldsymbol{\mu}_k^{(p)})] \end{aligned} \quad (17)$$

如  $d_k^{(b)} < d_k^{(c)}$ , 则令  $\text{change} = 1$ , 并将  $\mathbf{Y}_k^{(p)}$  移至第  $k-1$  帧并对齐, 更新数据

$$\mathbf{X}_{k-1}^{(p+1)} = \{\mathbf{X}_{k-1}^{(p+1)}, \mathbf{Y}_k^{(p)}\}, L_{k-1}^{(p+1)} = L_{k-1}^{(p)} + M \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k^{(p+1)} &= \{\mathbf{x}_{kl}^{(p)}\}, l = M+1, M+2, \dots, L_k^{(p)}, \\ L_k^{(p+1)} &= L_k^{(p)} - M \end{aligned} \quad (19)$$

否则

$$\mathbf{X}_k^{(p+1)} = \{\mathbf{X}_k^{(p)}\}, L_k^{(p+1)} = L_k^{(p)} \quad (20)$$

步骤 4 迭代中止条件 如果  $\text{change} = 1$ , 令  $p = p+1$ , 转到步骤 2, 继续迭代. 否则, 迭代中止.

从上面的算法过程可以看出, 算法利用了各帧距离像的统计信息, 基于 AGC 动态调节各帧数据的边界点, 使划分后的边界数据相对本帧统计分布的 AGC 判别值大于相对相邻帧分布的判别值. 算法迭代过程中, 如某帧距离像的个数小于或等于批处理的边界数据个数, 则将其合并到前一帧, 对应的角域个数减小.

## 4 实验结果

实验选用实测飞机数据, 取自某 C 波段实验雷达, 信号带宽为 400 MHz. 包含三类飞机目标: “雅克-42”, “安-26” 和 “奖状”. 3 类飞机的飞行轨迹在地平面上的投影如图 1 所示, 图中雷达位于坐标 0 处, 可大致估计目标的方位角. 为考察识别算法的有效性及其推广能力, 训练数据和测试数据在

不同的数据段内选取, 雅克-42 的第 2, 第 5 段, 安-26 的第 5, 第 6 段, 奖状的第 6, 第 7 段数据作为训练数据, 其他各数据段作为测试数据。训练数据段基本上包含了测试数据段内各种方位角的情况, 但俯仰角有所不同。

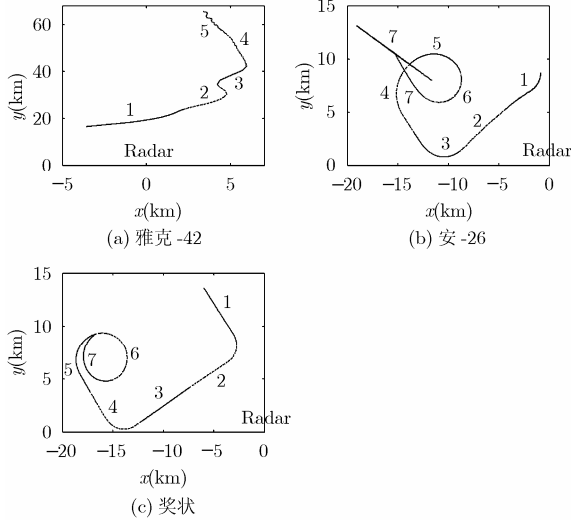


图 1 三类飞机的平面航迹

4.1 训练数据划分结果

实验所用 3 类目标的训练数据经抽取后各包含 12800 次回波, 分别用 3.2 节给出的方法进行数据划分。取初始等间隔划分的模板个数  $K^{(0)} = 50$ , 对应每个模板的初始距离像数  $L_k^{(0)} = 12800/50 = 256$ , 3 类目标的总模板个数  $K_{total}^{(0)} = 3 \cdot K^{(0)} = 150$ 。图 2 为不同批处理的边界距离像个数  $M$  下, 训练数据自适应划分后 3 类目标的总模板数  $K_{total}$  曲线。可以看出, 用本文方法划分后的总模板个数  $K_{total}$  比等间隔划分时的总模板个数  $K_{total}^{(0)}$  减少了很多, 边界距离像个数  $M$  超过 20 时, 模板个数减少了大概一半。图 3 为边界距离像个数  $M = 24$ , 对应总模板个数  $K_{total} = 68$  时, 自适应数据划分后每类目标各帧数据所占该目标总训练数据的比例。对每个目标, 等间隔划分为 50 帧时, 每帧数据占总训练数据的 2%, 图 3 的划分结果显示, 各帧数据的比例发生变化, 这也说明目标对应不同方位的姿态稳定性不同。

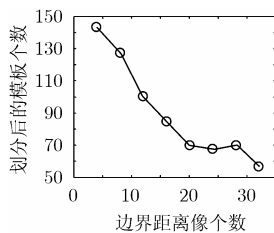


图 2 自适应划分的总模板个数

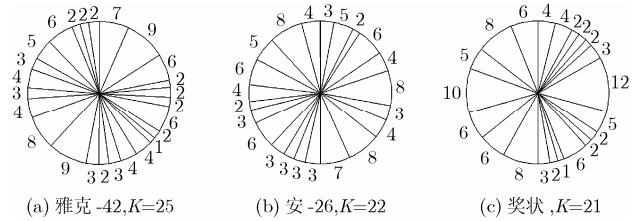


图 3 批处理个数  $M=24$ , 模板总数  $K_{total}=68$  时, 3 类目标各帧数据的比例图(%)

4.2 识别结果

4.1 节中的实验结果表明, 用本文的自适应划分方法划分训练数据能降低模板个数, 划分后各模板中的训练数据个数不同。一个有效的数据库不仅存储量适当, 更重要的是能够很好地描述目标的特性, 与同类的观测样本匹配度好, 评价的一个方法就是直接用识别性能来衡量。实验采用自适应高斯分类器(AGC)比较本文自适应划分方法, 等间隔划分方法(目标模板数取为自适应划分后的模板数)和模板数为 150 的初始等间隔划分方法的识别性能。由于角闪烁对 HRRP 幅度的影响, 采用单次 HRRP 识别的性能通常不太理想, 在许多应用中, 可以获得目标多个独立的 HRRP 序列, 采用多个 HRRP 是提高识别性能的有效途径<sup>[12]</sup>。图 4 为不同边界距离像个数情况下, 3 种数据划分方法数据库的平均识别率。

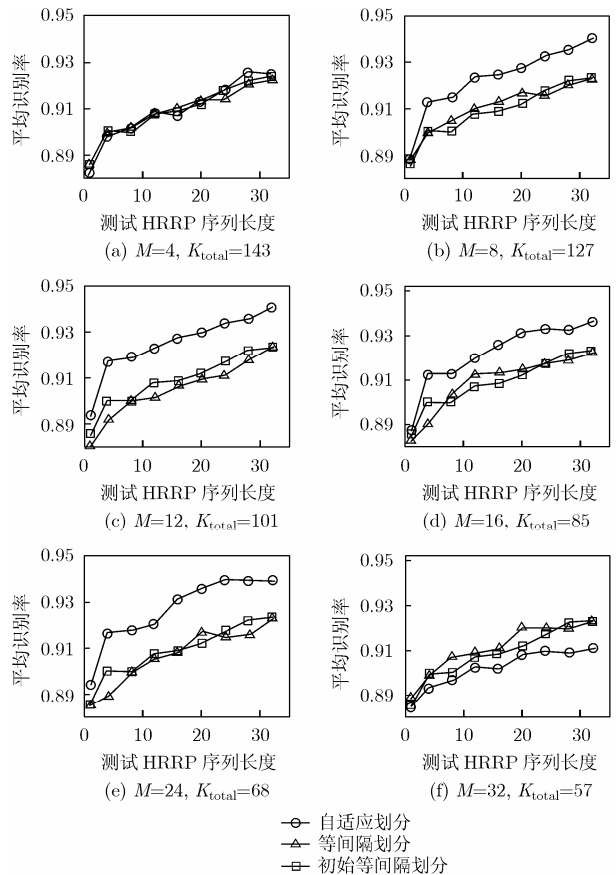


图 4 不同边界距离像个数情况下, 3 种数据划分方法的平均识别率

图4中测试序列长度是指每个测试HRRP序列所含的独立的HRRP个数,实验分别给出了测试序列长度为1,4,8,16,32时,各方法的识别结果。结果表明,图4(a)中3种方法得到的数据库的识别率差别不大,由于总模板数 $K_{\text{total}} = 143$ 与初始划分模板总数 $K_{\text{total}}^{(0)} = 150$ 相比变化不多,识别率相近也是意料之中的。图4(b)~4(e)中,本文方法的识别率明显优于等间隔划分方法,图4(f)本文方法的识别率下降,这是因为批处理的边界距离像个数过大,造成数据划分结果不可靠。与初始等间隔划分相比,降低模板数的等间隔划分的识别性能差别不大但没有明显的变化规律,这是由等间隔划分方法本身固有的缺点造成的。从图4可以看出,在进行数据的自适应划分时,需要根据实际问题来选择适当的批处理边界距离像个数。

## 5 结束语

由于HRRP具有较强的目标姿态敏感性,在进行目标识别时通常对目标不同的角域建立不同的统计模型,如何确定角域个数及如何进行角域划分是建立统计模型时需要首先解决的问题。目前常用的等间隔数据划分方法存在一些问题。本文给出一种基于数据的自适应角域划分方法,在目标识别的应用中具有现实意义。基于实测数据的试验结果表明,本文方法与等间隔数据划分方法相比,降低了模板个数并提高了识别性能。需要指出的是,本文给出的自适应目标角域划分方法是基于迭代算法实现的,该算法不能保证收敛到全局最优解。但是,考虑到算法是在等间隔划分的基础上进行进一步的寻优,其识别性能虽然有可能低于最优参数下的识别结果,但会优于等间隔划分的方法。

## 参 考 文 献

- [1] Hudson S and Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profile. *IEEE Trans. on AES*, 1993, 29(3): 741-748.
- [2] Li H J and Yang S H. Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects. *IEEE Trans. on AP*, 1993, 41(3): 261-268.
- [3] Jacobs S P and O'sullivan J A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar-profiles. *IEEE Trans. on AES*, 2000, 36(2): 364-380.
- [4] Xing M D, Bao Z, and Pei B N. The properties of high-resolution range profiles. *Optical Engineering*, 2002, 41(2): 493-504.
- [5] 刘宏伟, 杜兰, 袁莉, 保铮. 雷达高分辨距离像目标识别研究进展. *电子与信息学报*, 2005, 27(8), 1328-1334.  
Liu Hong-wei, Du Lan, Yuan Li, and Bao Zhen. Progress in radar automatic target recognition based on high range resolution profile. *Journal Electronics & Information Technology*, 2005, 27(8): 1328-1334.
- [6] Du L, Liu H W, and Bao Z, et al. A two-distribution compounded statistical model for radar HRRP target recognition. *IEEE Trans. on SP*, 2006, 54(6): 2226-2238.
- [7] Steinberg B D. Microwave Imaging with Large Antenna Arrays: Radio Camera Principle and Technique [M]. New York: John Wiley and Sons, 1983: 25-223.
- [8] Webb A R. Gamma mixture models for target recognition. *Pattern Recognition*, 2000, 33(12): 2045-2054.
- [9] Copsey K and Webb A R. Bayesian gamma mixture model approach to radar target recognition, *IEEE Trans. on AES*, 2003, 39(4): 1201-1217.
- [10] 杜兰, 刘宏伟, 保铮. 利用目标方位信息改善雷达距离像识别性能. *系统工程与电子技术*, 2004.26(8): 1040-1043.
- [11] Li Q, and Iiavarasan P, et al. Radar target identification using a combined early-time/late-time e-pulse technique. *IEEE Trans. on AP*, 1998, 46(9): 1272-1278.
- [12] Williams R and Westerkamp J. Automatic target recognition of time critical moving targets using 1D high range resolution (HRR) radar. *IEEE AES Magazine*, 2000, 15(4): 37-43.

袁莉: 女, 1977年生, 博士生, 研究方向为雷达目标识别和雷达信号处理。

刘宏伟: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为目标识别和雷达信号处理。

保铮: 男, 1927年生, 教授, 博士生导师, 中国科学院院士, 中国电子学会会士. 主要研究领域为雷达信号处理和雷达系统等。