

雷达高分辨距离像目标识别研究进展

刘宏伟 杜 兰 袁 莉 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: 雷达高分辨距离像(HRRP)包含了目标的结构信息,在雷达目标识别领域有良好的应用前景。该文详细讨论了基于 HRRP 的雷达自动目标识别的关键技术及研究现状,包括雷达 HRRP 的特性、预处理方法、特征提取方法及分类器设计方法等。最后讨论了雷达 HRRP 识别的研究方向。

关键词: 雷达高分辨率距离像, 雷达自动目标识别, 特征提取

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)08-1328-07

Progress in Radar Automatic Target Recognition Based on High Range Resolution Profile

Liu Hong-wei Du Lan Yuan Li Bao Zheng

(Key Laboratory for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Radar High Range Resolution Profiles (HRRP) provide potentially discriminative information on the geometry of target, which has been shown to be promising signatures for radar Automatic Target Recognition (ATR) application. In this paper, we review the present research status and some key techniques in this field, including the property of HRRP, preprocessing methods, feature extraction and classifier design. Several future research directions in this field are discussed at the end of this paper.

Key words High Range Resolution Profile (HRRP), Radar Automatic Target Recognition (ATR), Feature extraction

1 引言

现代战争是以高技术信息战、电子战为中心的战争,对战场动态信息的实时监测和处理是关系到战争胜负的重要因素。雷达作为一种探测手段,从其诞生以来就一直在军事领域起着十分重要的作用。随着现代军事电子技术的发展,仅能提供目标位置信息的常规雷达已逐渐不能满足现代战争的需要,人们希望了解关于目标进一步详细的信息。雷达自动目标识别(ATR)技术这一研究领域也就应运而生。ATR 技术可以提供目标属性、类别,甚至其武器挂载情况等信息,对于提高军队的指挥自动化水平、攻防能力、国土防空、反导能力及战略预警能力具有十分重要的作用。随着大规模集成电路技术及高性能电子器件技术的发展,高距离分辨率雷达技术、合成孔径雷达(SAR)技术和逆合成孔径雷达(ISAR)技术逐渐成熟,它们能获取更多的目标结构信息,为 ATR 技术的发展提供了强有力的技术支持,使这一领域逐渐成为近年来国际、国内的一个研究热点^[1-23]。

基于高分辨率雷达体制的 ATR 技术根据利用的信号形式不同大致可分为两大类,一类是基于成像雷达体制,例如 SAR 和 ISAR,利用目标的雷达像来进行识别;另一类是基

于一般分辨率雷达,利用目标高分辨距离像(HRRP)来进行目标识别。我们知道,要获得目标的雷达像,包括 SAR 及 ISAR 像,雷达平台和目标间要有一定的转角以获得相应的合成孔径,这一要求在某些应用中不可能或较难得到满足,例如,悬停直升机对地面静止目标观测时,目标相对于雷达平台径向飞行时,等等。此外,成像雷达系统复杂,不易大量装备。相对而言,基于雷达 HRRP 的 ATR 技术则灵活的多,既可以应用于成像雷达,也可以应用于一般分辨率雷达,且常规的低分辨率雷达也可以通过步进频率信号形式来获得目标的 HRRP 用于目标识别。因此,基于 HRRP 的 ATR 技术受到越来越多的关注^[1-18]。

本文主要讨论雷达 HRRP 识别的研究现状及发展趋势。内容安排如下:第 2 节介绍了雷达 HRRP 的物理特性及预处理方法;第 3 节综述了雷达 HRRP 的特征提取技术;第 4 节综述了雷达 HRRP 识别的几种主要识别算法;最后讨论了 HRRP 识别领域的研究方向。

2 雷达 HRRP 特性及预处理方法

散射点模型是宽带雷达信号处理中常用的模型,在雷达光学区内能够较好地描述目标的散射特性,散射点模型的有

效性在 SAR 及 ISAR 成像研究领域中也得到了很好的验证。基于散射点模型, 忽略噪声, 雷达 HRRP 中第 i 个距离单元的信号回波可表示为

$$x(i) = \sum_{n=1}^N a_n s(\Delta t \cdot i - \frac{2R_n}{c}) \exp(-j2\pi f_c \frac{2R_n}{c}) \quad (1)$$

其中 N 为第 i 个距离单元中散射点的个数, R_n 为第 i 个距离单元中第 n 个散射点到雷达的径向距离, a_n 为其幅度, c 为光速, $s(t)$ 为发射信号(对调制信号为经匹配滤波后的信号), 当采样频率大于或等于 Nyquist 采样率时 $s(t)$ 可近似为常数, f_c 为信号中心频率。

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 识别中通常采用绝对值距离像, 定义如下:

$$X = [|x(1)| \quad |x(2)| \quad \cdots \quad |x(I)|]^T \quad (2)$$

后文所提的 HRRP 为由式(2)定义的 HRRP。

2.1 HRRP 的目标姿态敏感性

由式(1)可知, 目标回波是由同一距离单元中多个散射点回波相干叠加而成的, 而各个散射点回波的相位又由其到雷达的距离决定, 因此目标姿态的变化会引起散射点回波相对相位的变化, 从而导致其合成信号的幅度变化, 使雷达 HRRP 随目标姿态的变化而变化, 这就是雷达 HRRP 的目标姿态敏感性。因此, 在训练识别器时, 必须考虑到目标姿态的变化对识别性能的影响。对一般的模板匹配法, 要求有足够多的模板来表征目标不同姿态下的回波, 因此, 选择对目标姿态变化稳健的 HRRP 作为模板可以减少模板的数目, 从而降低识别运算量。研究表明, 一定的角域内的平均 HRRP 对目标姿态变化具有良好的稳健性^[13], 可以作为选择模板的一种方式。采用统计识别方法, 通过概率模型来描述 HRRP 随目标姿态的变化特性可以在一定程度上松弛 HRRP 的目标姿态敏感性, 也是一种有效的方法^[10,11]。此外, 在某些应用中, 特别是对动目标的检测及识别中, 可以得到目标的航迹信息, 利用目标的航迹信息可以缩小识别算法的搜索空间, 从而降低目标姿态敏感性的影响。

2.2 HRRP 的平移敏感性

在实际应用中, 目标出现的空间位置是随机的, 因而 HRRP 在距离窗中出现的位置也是随机的, 这就是所谓的 HRRP 的平移敏感性。在识别过程中, 必须考虑 HRRP 距离平移带来的影响。解决这一问题的方法大致有以下几种: 其一是在识别过程中进行平移配准, 最具有代表性的是相关法^[2,7]。通过求最大相关系数来进行平移补偿; 其二是提取平移不变特征, 然后在特征域进行识别^[5,6,16-19], 有关的特征提取方法将在后文详细讨论; 其三是对距离像进行平移对齐, 文献[22]提出了一种时间平均零相位表示方法来实现对

HRRP 的绝对对齐, 但仅适用于序列测试数据的情形。

2.3 HRRP 的预处理方法

对 HRRP 进行适当的预处理可以提高识别性能。通常的预处理方法包括降噪处理、非线性预变换及距离超分辨处理等。在低信噪比情况下, 对 HRRP 进行降噪处理对提高识别率十分重要, 但现有的 HRRP 识别研究大多针对高信噪比情形, 目前对 HRRP 降噪算法的研究不多。幂变换(Power transform)是一种常用的 HRRP 非线性预处理方法, 对提高识别率的作用十分明显^[24]。提出幂变换的理论依据是服从任意概率分布的随机变量经幂变换后更接近于高斯分布, 因而可以采用经典的基于高斯分布的分类器来进行识别^[25]。我们认为, 由于 HRRP 的目标姿态敏感性, HRRP 的幅度起伏较大, 因而散射点的位置信息较其幅度信息对识别的作用更大, 通过幂变换可以提高识别率的物理机理在于弱散射点经幂变换后在识别中的作用增加, 减弱了强散射点存在时对弱散射点的屏蔽作用。而所谓的幂变换的渐近高斯性并不是提高识别率的根本原因。对原始 HRRP 进行距离超分辨处理也是 HRRP 预处理的一种重要方法。距离超分辨处理又分两大类方法: 一类是结合特征提取的基于 RELAX 算法的距离超分辨算法^[18,26], 可以提取散射点的位置及幅度特征; 另一类是基于 MUSIC 算法的距离超分辨处理^[14], 但需要指出的是, MUSIC 谱域超分辨像的幅度不能表示散射点的幅度信息, 其强度和散射点的分布情况及噪声强度有关, 对目标姿态变化更为敏感。我们近期的研究发现, 文献[14]中利用 MUSIC 谱域像进行识别的方法是有问题的, 其推广能力和噪声稳健性都较差。我们认为, 采用 MUSIC 算法可以用来提取散射点的位置信息, 但其谱峰值不能表征散射点强度, 对识别意义不大。

3 HRRP 的特征提取方法

在模式识别领域, 要识别的原始样本空间往往维数较高, 不利于识别器设计, 而且原始样本不能直接反映识别对象的本质特性, 特征提取通常是指提取能够反映目标本质特性的信息, 将原始样本从高维空间向低维空间的映射过程。如果从数据降维的角度来看, 许多数据压缩算法都可以作为雷达 HRRP 的特征提取算法, 并可以使压缩后的信号信息损失尽可能小。但从目标识别的角度来看, 对原始信号信息损失小的特征提取方法并不是最优的, 保留不同目标间的共有信息不仅不会带来好处, 而且会增加识别器的负担。对雷达 HRRP 识别, 在进行特征提取时既要考虑对原始 HRRP 降维, 还要考虑前文所提到的 HRRP 平移敏感性, 要求所提取的特征最好具有平移不变性, 同时还要考虑提取的特征能够反映不同目标间的差异, 有利于提高识别率。下面介绍几种 HRRP

的平移不变特征提取方法。

3.1 频域特征

给定一距离像 $X(t)$ ，其平移后的像 $X(t-\tau)$ 的傅里叶变换为

$$X'(\omega) = X(\omega)\exp(-j\omega\tau) \quad (3)$$

可以看出，平移后的 HRRP 和原始 HRRP 在频域的区别为一线性相位因子。很明显，HRRP 的频谱幅度及功率谱是与平移无关的，可以作为一种平移不变特征。但由于 HRRP 的频谱幅度和功率谱特征丢掉了包括线性相位在内的所有相位信息，因而使类间 HRRP 的趋同性增加，其识别性能较差^[27]。但是，HRRP 的频谱幅度及功率谱特征具有计算简单的特点，在识别对象较为简单时仍不失为一种较好的选择。

3.2 中心矩特征

中心矩特征是最早用来描述二维图像信号的特征，具有平移、旋转及尺度不变性。对一维 HRRP，定义其中心矩特征：

$$m_l = \sum_{n=1}^N np(n), \quad m_l = \sum_{n=1}^N (n-m_l)^l p(n), \\ l = 2, 3, \dots, L\sqrt{b^2 - 4ac} \quad (4)$$

其中 m_l 为一阶矩， m_l 为 l 阶中心矩， $p(n)$ 为归一化的 HRRP 波形，

$$p(n) = \frac{x(n)}{\sum_{n=1}^N x(n)} \quad (5)$$

显然，一阶矩是与 HRRP 的平移有关的，二阶及高阶中心矩是以一阶矩为参考点来补偿 HRRP 的平移分量的，是与 HRRP 的平移无关的。中心矩可以粗略描述 HRRP 的波形分布特性。从式(4)可以看出，高阶矩对 HRRP 波形的变化比较敏感，较小的扰动可能使高阶矩变化较大，特别是离一阶矩较远的距离单元信号的变化。因此，中心矩特征往往适合于高信噪比情形或识别对象较简单的情况。

3.3 双谱特征

给定一距离像 $X(t)$ ，其双谱定义为

$$\tilde{X}(\omega_1, \omega_2) = X(\omega_1)X(\omega_2)X^*(\omega_1 + \omega_2) \quad (6)$$

显然，HRRP 平移后其双谱保持不变。与频谱幅度及功率谱特征相比，双谱特征保留了除线性相位以外的所有相位信息，除了位置信息不定外，HRRP 波形可以唯一地从其双谱中恢复出来，故从信息损失的角度来看具有优点。但是，直接利用双谱特征来进行识别存在另外一个问题，就是双谱特征不仅没有对原始 HRRP 降维，而且维数大大增加，因此，对双谱特征进行降维处理是必须解决的一个问题。文献[28]提出了双谱平面上沿过原点的直线积分的径向积分双谱方法，径向积分双谱的维数和原始 HRRP 维数相同，相对于双谱域的信号维数大大降低，且对 HRRP 的平移具有不变性。

在某些应用中，识别对象存在尺度的伸缩，例如对 ISAR 像的识别，其横向分辨率与目标相对于雷达的转角成反比，此时，信号尺度的变化在径向积分双谱中表现为幅度的增益，为了消除信号尺度变化的影响，文献[28]取径向积分双谱的相位作为特征，但其识别能力受到影响。除径向积分双谱外，另外两种双谱降维方法分别为轴向积分双谱^[29]和圆周积分双谱^[5]，其区别在积分路线分别沿频率轴的方向和不同半径的同心圆的方向。由于圆周积分双谱在具有平移不变性的同时，保留了信号的尺度信息，因而较轴向积分双谱和径向积分双谱有更好的识别性能^[5,27]。与通过积分来进行双谱降维不同，文献[6]提出了一种基于 Fisher 可分性准则的双谱特征选择方法，直接在双谱平面上选择不同频率点的信号作为特征向量，较积分双谱表现出更好的识别性能。

3.4 散射点特征

双谱特征和频域特征实际上属于数据驱动类特征，通常也称之为非参数化特征，缺乏明确的物理意义，且对原始 HRRP 维数没有降低或降低较少，其主要优点是具有平移不变性，因而可以直接进行识别处理，易于应用到多种识别器。从提高识别率的角度来看，希望提取的特征具有明确的物理意义，能够反映目标的本质特性，同时希望利用尽可能少的特征维数，以简化识别运算量。

从几何绕射理论(GTD)出发，如果入射信号的波长相对于目标尺寸足够小，目标的后向散射场可以表述为多个孤立的散射中心的散射信号之和^[16,30]：

$$s(\omega, \phi) = \sum_{n=1}^N a_n \left(j \frac{\omega}{\omega_c} \right)^{\alpha_n} \text{sinc} \left(\frac{\omega}{c} L_n (\phi - \bar{\phi}_n) \right) \\ \cdot \exp(-j\omega \gamma_n \sin \phi) \cdot \exp \left(j \frac{2\omega R_n}{c} \right) \quad (7)$$

其中 ω, ω_c 分别为信号频率和中心频率， α_n 表征散射中心的表面弯曲程度， L_n 表示散射中心的长度， $\phi, \bar{\phi}_n$ 分别为目标的方位角和散射点的走向， a_n 为散射中心的散射强度， R_n 为散射中心到雷达的距离。

若散射中心为简单的散射点，则 $\alpha_n = L_n = \gamma_n = 0$ ，式(7)等价于式(1)。由以上分析可以看出，由散射点位置和强度信息可以描述目标的散射特性，且具有明确的物理意义，可以作为雷达 HRRP 特征来进行目标识别。Prony 方法在早期被用来作为目标 HRRP 极点特征(等价于散射中心特征)的提取方法^[31]，可以在一定程度上对原始 HRRP 降维，但该方法的缺点是对噪声比较敏感。文献[26]中提出了参数化谱估计方法——RELAX 算法，可以用于提取雷达 HRRP 的散射点位置及强度特征，该方法是一种距离超分辨算法，可以分辨在距离上很接近的散射点，且对原始 HRRP 可以大幅度降维。该方法在雷达 HRRP 识别中有较成功的应用^[18,26]。文献[32]

基于超宽带模型和匹配追踪算法给出了一种散射中心特征的提取方法,对计算机仿真产生的飞机目标获得了较好的识别结果。散射中心特征具有明确的物理意义,且可以对原始 HRRP 大幅度降维,在识别运算量、系统存储空间及识别性能方面都有明显的优点。但是,在散射中心特征的提取算法中,RELAX 算法要求迭代计算,匹配追踪算法虽然不要求迭代计算,但提取每个散射中心特征都需要与所有的基函数进行匹配,所以两种算法运算量都比较大。由于散射点特征本身不是平移不变的,在进行识别时同样要考虑平移匹配问题。一种选择是取第一个(距离最近)散射点为参考点,然后采用相对距离作为特征^[32];另一种选择是类似相关法那样在特征域作滑动相关^[18]。由于散射中心特征(幅度和位置)在特征域的量纲不同,因此在识别时还存在如何对特征进行加权及选择的问题。

4 识别器设计

在得到 HRRP 特征后,如何最大限度地区分不同目标、提高识别率则是识别器设计所要解决的问题。对雷达 HRRP 识别问题,在设计识别器时要考虑以下几个因素:(1)识别性能。识别性能是目标识别中最重要的一个指标,也是评价一个识别算法优劣的主要因素。(2)推广能力,也称为稳健性或泛化能力。如前文所述,雷达 HRRP 具有目标姿态敏感性,而我们在训练识别器时往往不可能得到目标所有姿态下的回波信号,因此要求识别器对没有参加训练的样本同样具有较好的识别性能。相对于其它应用,雷达 HRRP 识别对识别器的推广能力要求更为严格一些。(3)识别运算复杂度。通常识别运算量会随着要识别的目标类别数的增加而增加,在保证识别性能和推广能力的前提下,识别器的运算复杂度也是在设计识别器时要考虑的一个主要因素。(4)拒判能力。通常需要识别的目标类别数是有限的,它们构成识别系统的目标集,而在实际应用中,会出现待识别对象不属于系统目标集的情况,对此类目标的拒判能力也是评估识别系统性能的一个重要指标。下面我们介绍几种常用的雷达 HRRP 识别算法。

4.1 最大相关系数法

最大相关系数法^[2,7]源于经典的模式识别算法——模板匹配法,也可以称之为在距离像域包含了平移补偿的模板匹配法。对测试距离像 $X(n)$ 和模板 $X_T(n)$,其最大相关系数可通过频域快速卷积算法计算得到:

$$d(X, X_T) = \max \left| \int X(\omega) X_T^*(\omega) \exp(j\omega n) d\omega \right| \quad (8)$$

其中*为共轭算子。

采用最大相关系数法时面临的关键问题是如何选择模板。由于 HRRP 的目标敏感性,需要有足够多的模板来描述

目标不同姿态下的回波,因此,选择对目标姿态的变化具有一定的稳健性的模板可以减少识别器的模板数。文献[14]提出采用在一定角域内的平均 HRRP 作为模板较采用原始 HRRP 可以降低其类内的目标姿态敏感性并分析了其物理机理。而模板的数量与雷达发射的信号带宽及目标的横向尺寸有关,一般情况下,在没有发生散射点越距离单元走动的角域内取一个模板,该角度由下式计算:

$$\delta\theta = c/(2BL) \quad (9)$$

其中 B 为信号带宽, L 为目标横向长度。

最大相关系数法直接简单,有较好的识别性能。对空中目标,目标的姿态变化范围较大,需要足够多的模板来表示不同姿态下的 HRRP,且模板数随目标类别数的增加而增加,运算量也较大。

4.2 核函数类分类器

核函数类分类器可以将输出信号由低维特征空间映射到高维特征空间,从而可以将一些在低维空间中线性不可分的问题转变为高维空间中的线性可分问题,表现了良好的分类能力,因而在模式识别的许多领域都有应用。核函数类分类器的分类函数的一般形式可表示如下:

$$f(X) = \sum_{n=1}^N w_n K(X, X_n) + w_0 \quad (10)$$

其中 $w_0, w_1, \dots, w_N$ 为权系数, $K(X, X_n)$ 为描述 X 和 X_n 相似程度的非线性函数,可以有多种定义形式。通常式(10)在学习过程中要利用到所有训练样本,训练的过程即是选择核函数和权系数的过程,在训练完成后核函数的数目 N 相对于训练样本数目会大大减少。

早期具有代表性的核函数分类器是径向基函数(RBF)网络分类器,顾名思义,其核函数采用 RBF。从 90 年代初发展起来的支持向量机(SVM)^[33,34]对有限样本下模式识别的一些根本问题进行了系统的理论研究,并建立了一种良好的通用学习算法,成为近年来机器学习算法的热点,在雷达自动目标识别中也有成功的应用^[20]。虽然 SVM 的支持向量数目(核函数数目)相对于学习样本大大减少,但是会随着学习样本的增加而增加,在某些应用中需要进行进一步的后处理来减少支持向量以降低计算量^[35]。此外, SVM 要求核函数满足 Mercer 条件。针对 SVM 的这些缺点, Tipping 于 2000 年提出了一种基于 Bayes 框架的学习算法——相关向量机(RVM)^[35]。相对于 SVM, RVM 在保持几乎相同的识别性能的前提下其相关向量的数目可以大大减少,因而识别运算量也大大降低。同时, RVM 对核函数的形式没有要求,可以满足 Mercer 条件。

相对于最大相关系数法,核函数类分类器的运算量大大降低,且具有较好的识别能力。虽然核函数类分类器具有良

好的分类学习能力,但应用到雷达 HRRP 识别时,由于存在目标姿态敏感性,需要仔细选择分类器参数,保证分类器有较强的推广能力,以免出现过学习(Overfitting)现象。将训练数据和测试数据有效分开,即两者对应的目标姿态有一定的差别,是解决这一问题的有效方法。

4.3 基于 HRRP 统计特性的分类器

虽然核函数类分类器属于统计学习类分类器,但它与最大相关系数法一样都是基于确知 HRRP 模型分类器,即采用多个确定的 HRRP 作为模板,而没有考虑 HRRP 的统计特性。最大相关系数法是采用一定角域内的平均 HRRP 作为模板,而核函数类分类器是通过学习算法从训练样本中选择一些 HRRP 作为模板(表现为核函数)。实际上目标 HRRP 在一定角域内的起伏特性描述了目标的散射点分布情况,也是目标特性的一种表现。基于 HRRP 统计特性的分类器用一定的概率模型来描述 HRRP 的起伏特性,其代表性的算法为自适应高斯分类器(AGC)^[10,11],其判决准则如下:

$$d_{AGC}^2 = \log|\Sigma| + (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu) \quad (11)$$

其中 X 为测试 HRRP, μ , Σ 分别为目标一定角域内的平均像和方差像。其角度范围仍可由式(9)确定。可以看出,AGC 与最大相关系数方法不同,其每个模板是由平均像和方差像两部分构成,因而可以更好地描述目标特性。最大相关系数法实际上是基于欧氏距离,而式(11)右端第二项是马氏距离,因此,距离测度,也可称之为 HRRP 的相似性测度是 HRRP 识别中的一个核心,一种新的 HRRP 相似性测度方法往往可以导出一种新的识别算法。

AGC 算法是针对单个 HRRP 识别的,在许多应用中,可以获得目标多个 HRRP,此时可以估计出测试 HRRP 序列的均值像和方差像,得到描述测试 HRRP 序列的概率模型,从而可以采用概率距离——Kullback-Leibler 距离准则来设计分类器,其判决准则为

$$\begin{aligned} D(p_0, p_1) &= \int p_0(x) \ln \frac{p_0(x)}{p_1(x)} dx \\ &= E_0[\ln p_0(x)] - E_0[\ln p_1(x)] \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $p_0(x)$ 和 $p_1(x)$ 分别为测试样本和模板的概率密度函数,可以由数据估计得到。如果假设测试样本序列和模板均服从高斯分布,且各个距离单元信号相互独立,则式(12)可化为

$$D = \sum_{n=1}^N \ln \sigma^2(n) + \sum_{n=1}^N \frac{\hat{\sigma}_x^2(n) + [\hat{\mu}_x(n) - \mu(n)]^2}{\sigma^2(n)} \quad (13)$$

其中 N 为 HRRP 的距离单元个数, $\sigma(n)$, $\mu(n)$ 分别为模板第 n 个距离单元的方差和均值, $\hat{\sigma}(n)$, $\hat{\mu}(n)$ 分别为测试序列第 n 个距离单元的方差和均值。

基于 HRRP 统计特性的分类器考虑了 HRRP 的起伏特

性,具有较好的推广能力和识别性能。但与最大相关系数法一样,要求有足够多的模板数,当目标类别数较多时其运算量较大。此外,由于 AGC 和 Kullback-Leibler 距离分类器是在距离像域进行识别,在识别时还要考虑 HRRP 的平移匹配问题。为了使 HRRP 更接近于高斯分布,此类方法通常要进行幂变换预处理^[25]。

4.4 序列 HRRP 分类器

利用目标多个姿态下的 HRRP 进行识别是提高识别性能的一条有效途径^[36]。虽然上一节介绍的 Kullback-Leibler 距离准则可以用于对 HRRP 序列的识别,但其假设条件是各个 HRRP 间是统计独立的。实际上,虽然 HRRP 随目标姿态变化有较大的变化,但它是与目标结构相关的一个有序的渐变过程,利用序列 HRRP 间的结构信息可以进一步提高识别率。隐马尔可夫过程(HMM)是描述非平稳序列信号的一个有力工具,可以用来描述 HRRP 序列随目标姿态变化的统计特性。目标在一个相对小的角域内的多个 HRRP 可以认为是平稳的随机过程,对应于 HMM 的一个状态,而不同角域内的 HRRP 回波序列可以用 HMM 的状态之间的跳转来描述。基于 HMM 的识别算法既考虑了 HRRP 序列的局部平稳特性,又考虑了其非平稳特性,故较 AGC 算法有更好的识别性能。HMM 在目标识别中的应用见文献[18,32]。

HMM 算法用于雷达 HRRP 识别时也存在一些局限性。首先,由于在识别时要搜索最佳路径来计算 HRRP 序列的最大后验概率,当目标的状态数较多时,其运算量较大。文献[18]对雷达地面目标识别中,每个目标的 HMM 状态数多达 100 多个,计算量是非常可观的。其次,一维 HMM 只能描述目标姿态在二维平面上的变化,对空中目标,目标姿态是在三维空间变化,此时在 HMM 训练和识别时都存在着如何选择 HRRP 序列的问题。

5 HRRP 识别研究的展望

雷达目标识别技术的发展已经有近 50 年的历史,基于 HRRP 的目标识别技术只是在高分辨雷达技术发展以后才发展起来的,在这一领域中虽然不断有新的成果问世,但仍有一些基础问题没有解决,离实用尚有一定距离。我们认为,雷达 HRRP 识别在下列几个方面需要作进一步的工作:

(1)特征提取问题 特征提取是 HRRP 识别中最为关键的问题,直接影响着最终的识别性能。由于雷达 HRRP 是目标电磁散射特性在一维空间上的投影,因此,结合目标电磁散射理论来探索雷达 HRRP 特征提取新方法是一个需要进一步研究的问题。

(2)分类器设计问题 雷达 HRRP 识别和其他模式识别领域相比,有其共性,也有其特殊性。如前所述,雷达 HRRP

具有平移敏感性和目标姿态敏感性, 即使对同一目标, 其 HRRP 在特征空间的分布也比较复杂, 因此要求的分类超平面比较复杂, 针对这些特点, 设计简单有效的分类器对推动 HRRP 识别的研究有重要意义。

(3)联合跟踪和识别问题 雷达目标识别往往是在检测到目标以后进行, 而利用运动目标的跟踪信息, 可以先估计目标的大致姿态, 然后基于此进行识别, 可以降低识别算法的搜索空间, 降低运算量。有了目标姿态约束后, 等效于简化了目标的模式复杂度, 对识别性能的提高也有明显的好处^[36]。

(4)多特征、多信息融合识别 目标 HRRP 实际上只是从一个侧面反映了目标的特性, 要从根本上解决雷达目标识别问题, 特别是在目标类别数较多时, 需要多种手段综合利用。例如, 可利用目标的速度、RCS、多谱勒谱特性、低分辨起伏特性以及极化信息^[37]等。

6 结束语

雷达目标识别技术是一项综合性技术, 涉及多方面的理论和知识, 既符合模式识别理论的一般规律, 同时又有其特殊性。随着电子技术的发展和现代信息化战争的要求越来越高, 雷达目标识别技术的研究将会受到越来越多的关注。本文主要介绍了目前雷达 HRRP 识别研究的一些进展, 包括雷达 HRRP 特性、HRRP 特征提取方法及分类器设计等, 最后讨论了 HRRP 识别的研究方向。

参考文献

- [1] Smith C R, Goggana P M. Radar target identification. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 1993, 35 (2): 27 – 38.
- [2] Li H J, Yang S H. Using range profiles as features vectors to identify aerospace objects. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 1993, 41 (3): 261 – 268.
- [3] Williams R L, Gross D C, Westerkamp J J, et al.. 1D HRR data analysis and ATR assessment. SPIE Conferences on Algorithm for SAR Imagery, Orlando, Florida, 1998, 3370: 588 – 596.
- [4] Shaw A K. Automatic target recognition using high-resolution data. AFRL Report, 1997.
- [5] Liao X, Bao Z. Circularly integrated bispectra: novel shift invariant feature for high-resolution radar target recognition. *IEE Electronics Letters*, 1999, 34(19): 1879 – 1880.
- [6] Zhang X, Shi Y, Bao Z. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2001, 49 (9): 1875 – 1885.
- [7] Li H J, Wang Y D, Wang L H. Matching score properties between range profile of high-resolution radar targets. *IEEE Trans. on Antennas and propagation*, 1996, 44 (4): 444 – 452.
- [8] Zyweck A, Bogner R E. Radar target classification of commercial aircraft. *IEEE Trans. on AES*, 1996, 32 (2): 598 – 606.
- [9] Mitchell R A. Robust high range resolution radar target identification using a statistic feature based classifier with feature level fusion. [Ph.D Dissertation], Dayton, University of Dayton, 1997.
- [10] Jacobs S P. Automatic target recognition using high-resolution radar range profiles. [Ph.D Dissertation], Washington, Washington University, 1999.
- [11] Jacobs S P, O'sullivan J A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar range-profiles. *IEEE Trans. on AES*, 2000, 36 (2): 364 – 380.
- [12] Mitchell R A, Westerkamp J J. Robust statistical feature based aircraft identification. *IEEE Trans. on AES*, 1999, 35 (3): 1077 – 1094.
- [13] Xing M, Bao Z, Pei B. The properties of high-resolution range profiles. *Optical Engineering*, 2002, 41 (2): 493 – 504.
- [14] Kim K T, Seo D K, Kim H T. Efficient radar target recognition using the Music algorithm and invariant features. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 2002, 50 (3): 325 – 337.
- [15] Hudson S, Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profiles. *IEEE Trans. on AES*, 1993, 29(11): 741 – 748.
- [16] Potter L, Chiang D M. A GTD-based parametric model for radar scattering. *IEEE Trans. on AP*, 1995, 42(10): 1058 – 1067.
- [17] Shi Y, Zhang X. A Gabor atom network for signal classification with application in radar target recognition. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2001, 49(12): 2994 – 3004.
- [18] Liao X, Runkle P, Carin L. Identification of ground targets from sequential high-range-resolution radar signatures. *IEEE Trans. on AES*, 2002, 38(4): 1230 – 1242.
- [19] Shao Y. Higher order spectra invariants for shape pattern recognition. [Ph. D Dissertation], Athens, Ohio University, 2000.
- [20] Zhao Q, Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition. *IEEE Trans. on AES*, 2001, 37(2): 643 – 654.
- [21] Novak L M, Owirka G J, Weaver A L. Automatic target recognition using enhanced resolution SAR data. *IEEE Trans. on AES*, 1999, 35(1): 157 – 175.
- [22] Zwart J P, Heiden R, Gelsema S, et al.. Fast translation invariant classification of HRR range profiles in a zero phase representation. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*, 2003, 150(6): 411 – 418.
- [23] Wu R, Gao Q, Liu J, et al.. ATR scheme based on 1-D HRR profiles. *Electronics Letters*, 2002, 38(24): 1586 – 1588.
- [24] Shaw A, Bhatnagar V. Automatic target recognition using eigen-templates. SPIE, 1998, 3370: 448 – 459.
- [25] Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. San Diego: Academic Press, 1990: 104 – 106.

- [26] Li J, Stoica P. Efficient mixed-spectrum estimation with application to feature extraction. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 42(2): 281 – 295.
- [27] 廖学军. 基于高分辨距离像的雷达目标识别, [博士论文], 西安: 西安电子科技大学, 1999.
- [28] Chandran V, Elgar S L. Pattern recognition using invariants defined from higher order spectra one-dimensional inputs. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993, 41(1): 205 – 212.
- [29] Tugnait J K. Detection of non-Gaussian signals using integrated polyspectrum. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1994, 42(11): 3137 – 3149.
- [30] Gerry M J, Potter L C, Gupta I J, *et al.* A parametric model for synthetic aperture radar measurements. *IEEE Trans. on AP*, 1999, 47(7): 1179 – 1188.
- [31] Carriere R, Moses R L. High resolution radar target modeling using a modified Prony estimator. *IEEE Trans. on AP*, 1992, 40(1): 13 – 18.
- [32] Bharadwaj P, Runkle P, Carin L, *et al.* Multiaspect classification of airborne targets via physics-based HMMs and matching pursuits. *IEEE Trans. on AES*, 2001, 37(2): 595 – 606.
- [33] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods. Cambridge: Cambridge University Press, 2000, Chapter 6.
- [34] Burges C J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121 – 167.
- [35] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and relevance vector machine. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211 – 244.
- [36] Williams R, 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.
- [37] 王雪松. 宽带极化信息处理研究. [博士论文], 长沙: 国防科学技术大学, 1999.
- 刘宏伟: 男, 1971 年生, 博士, 副教授, 从事雷达信号处理、雷达目标识别及自适应信号处理研究.
- 杜 兰: 女, 1980 年生, 博士生, 从事雷达目标识别研究.
- 袁 莉: 女, 1978 年生, 博士生, 从事雷达目标识别研究.
- 保 铮: 男, 1927 年生, 教授, 中国科学院院士, 从事雷达信号处理领域的研究工作.