

宽带雷达光学区频域识别法¹

李莹 任勇 山秀明 肖志河* 巢增明*

(清华大学电子工程系 北京 100084)

*(北京环境特性研究所 北京 100854)

摘要 该文以宽带雷达光学区目标识别为背景,由频域测量数据构造了不随目标距离像沿径向平移而改变的频域波形—回波幅值波形和相位特征波形;基于此波形,提取了两种对目标方位角不敏感的识别特征—广义频数和波形长度;并借助于时频分析中“尺度变换”的概念,把特征集进一步完备化。针对频域直接识别法易受测量噪声影响的缺点,设计了相应的预处理算法。选用 FMM 神经网络作为分类器,并修改了它传统的学习算法。对 5 种喷气飞机模型的识别结果表明,该算法具有较高的正确识别率。

关键词 频域目标识别,回波幅值波形,相位特征波形,模糊极大极小神经网络

中图分类号 TN951, TN-052

1 引言

常规雷达通常工作在军事目标的光学区,光学区目标散射场可以模型化为离散的多个散射中心的回波之和,含有目标大量的细节信息。光学区相参雷达接收的目标回波是距离分辨单元内所有散射中心回波的相参合成,各分辨单元越小,它们含有的散射中心的数目就越少,对目标精密结构特性的刻画就越细致清晰。加之散射中心的相位对目标姿态十分敏感,导致基于低分辨测量数据的复杂目标的特征很不稳定。因此,高分辨光学区目标识别是复杂目标识别的必由之路,其中宽带光学区目标识别成为复杂军事目标识别的基本方法。

当高距离分辨雷达信号照射目标时,时域目标回波即为目标的一维距离像,由一维距离像可提取反映目标散射中心分布的信息,从而达到识别目标的目的。由一维距离像和宽带测量数据的傅里叶变换对关系可知,二者具有一定的等价性。故宽带目标识别法分为两类^[1]:从频域测量数据直接提取特征的识别方法^[2-7]和从目标一维距离像提取特征的识别方法^[8-10]。

基于目标一维距离像提取特征的识别方法的优点是:可利用物理意义明确,相对维数较小的散射中心表征目标。但是,对散射中心进行匹配时,存在距离像的对齐问题。并且,当采用基于 IFFT 的非参数化方法提取散射中心时,为了克服对频域截断波形逆傅里叶变换时的吉布斯效应而进行的加窗操作,会损失部分测量信息,同时此方法的分辨率不高;当采用较精确的参数化方法提取散射中心时,又要涉及复杂的矩阵运算。

从频域测量数据直接提取特征的识别方法简单直接,但易受测量噪声和目标方位角的影响。本文针对频域识别法的优缺点,设计了简单有效的频域识别算法,获得了较好的识别结果。算法的设计主要分为 3 部分—识别特征的提取、噪声抑制和分类器的设计,分别在本文的第 2, 3 和 4 节中介绍。文章的第 5 节给出了算法的实验结果与分析,第 6 节是全文的小结。

2 频域特征的提取

雷达目标识别系统对目标特征的基本要求是:对目标沿径向距离平移不敏感。基于各宽带极化通道的同相和正交测量数据集,可以构造两类不受目标距离影响的频域波形^[11]—幅值波形和相位特征波形。

幅值波形由各频域测量点上归一化目标散射截面的方根构成,其第 i 个值为

¹ 2000-06-29 收到, 2000-11-09 定稿
国家部级基金资助

$$A_i = \sqrt{\sigma(f_i)}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中 N 为频域测量点数, $\sigma(f_i)$ 为目标在第 i 个频率测量点处归一化的散射截面积. 由于频域测量数据是目标距离像的傅里叶变换, 故目标的平移只会带来频域测量数据的相位和绝对幅值的变化, 不会影响归一化幅值波形.

相位特征波形是由回波相位数据构造的. 回波相位可以表示为

$$\theta = \frac{4\pi R}{\lambda} + \phi + \phi^{\text{sys}} = \frac{4\pi R}{\lambda} + \phi + \frac{4\pi D}{\lambda}, \quad \theta \in (-\pi, \pi] \quad (2)$$

其中 R 是天线和目标之间的距离, λ 为波长, ϕ 为由目标本身形状引起的相移, ϕ^{sys} 是系统相移, D 是系统内的波程. 显然 θ 随 R 变化, 不具有目标平移不变性. 依据 (2) 式, 第 i 和 $i+1$ 个频率测量点处的回波相位可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \theta_i \lambda_i &= 4\pi R_i + \phi_i \lambda_i + 4\pi D_i \\ \theta_{i+1} \lambda_{i+1} &= 4\pi R_{i+1} + \phi_{i+1} \lambda_{i+1} + 4\pi D_{i+1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

由 (3) 式可得

$$\theta_i \lambda_i - \theta_{i+1} \lambda_{i+1} = 4\pi(R_i - R_{i+1}) + 4\pi(D_i - D_{i+1}) + (\phi_i \lambda_i - \phi_{i+1} \lambda_{i+1}) \quad (4)$$

在通常的雷达系统中, 有

$$D_i = D_{i+1} \text{ (或它们的差已知)}, \quad R_i \approx R_{i+1} \quad (5)$$

将 (5) 式代入 (4) 式中, 得

$$\theta_i \lambda_i - \theta_{i+1} \lambda_{i+1} = \phi_i \lambda_i - \phi_{i+1} \lambda_{i+1} \Rightarrow \frac{\theta_i}{f_i} - \frac{\theta_{i+1}}{f_{i+1}} = \frac{\phi_i}{f_i} - \frac{\phi_{i+1}}{f_{i+1}} \quad (6)$$

定义相位特征

$$W_i = \frac{\theta_i}{f_i} - \frac{\theta_{i+1}}{f_{i+1}}, \quad i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (7)$$

由此得到的相位特征波形只与目标本身的形状有关, 而与目标到天线的距离无关. 为了使 W_i 的定义唯一化, 限定

$$\theta_i - \theta_{i+1} \in (-\pi, \pi], \quad \theta_i \in (-\pi, \pi] \quad (8)$$

若将幅值波形和相位特征波形保存下来, 利用直接匹配法进行目标识别, 则当频域测量点数增大时, 目标的特征维数也相应增加, 造成系统的存储量和数据处理量的剧增. 因此本文试图从此两类波形中提取对目标方位角的变化不很敏感的简单波形特征, 进行目标识别. 由于光学区目标可模型化为散射中心的集合, 宽带频域测量数据和目标距离像是傅里叶变换对, 故对应于目标距离像中突变点的散射中心, 同时应对应于频域波形的一定变化速率. 由此可推测, 通常对波形进行描述的物理指标中, 广义频数和波形长度应具有较强的雷达目标描述能力.

广义频数定义为: 总测量频段上波形数据极大值点对应的频率测量点数, 即

$$\begin{aligned} \text{freqn} &= \text{freqn} + 1 \quad \text{if} \\ \text{freqdata}(f_n) &> \text{freqdata}(f_{n-1}) \text{ and } \text{freqdata}(f_n) > \text{freqdata}(f_{n+1}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $\text{freqdata}(f_n)$ 为第 n 个频率测量点处的波形数据, 广义频数反映了频域波形的平均变化率, 对应于目标距离像中的突变位置。

波形长度定义为: 波形数据在宽带测量频段上的总变化量, 其数学表达式为

$$\text{wavelen} = \sum_{n=1}^{N-1} |\text{freqdata}(f_{n+1}) - \text{freqdata}(f_n)| \quad (10)$$

其中 N 为总的测量频率点数。参照广义频数, 波形长度反映了频率波形的平均变化幅值。

这些波形特征具有一定的物理含义, 最大的优点是计算简便, 具有实用价值。但它们覆盖的信息量不够全面, 若作为雷达信号的系统表征, 显然不够。为了使信息的表征全面化, 同时保留计算简便的优点, 可借助于时频分析中“尺度变换”的概念, 在不同的尺度上计算广义频数和波形长度, 再进行特征选择。极端情况下, 当尺度为 1 时, 上面两种波形特征就组合成了原波形。

3 噪声抑制算法

本文直接基于频域测量序列提取识别特征, 因此易受测量噪声的干扰, 从而大大影响算法的总体性能。在通常的雷达系统中, 有很多相互独立的噪声源, 同时任何一种噪声源都不占主导地位, 根据中心极限定理, 可以假设噪声的分布符合零均值高斯分布。本文针对此类噪声分布, 在目标识别的预处理阶段采用了以下两个噪声抑制措施:

(1) 选定一个以频域测量点数表征的频域窗宽度, 对同一频域窗口内的同相和正交测量数据平均后再构造幅值波形和相位特征波形数据, 以提高算法的抗噪性能。频域窗宽越大, 越有利于噪声的抑制。但频率窗口的宽度要受到目标径向距离的限制, 即

$$\text{WD} \leq \frac{c}{2R_{\max}\Delta f} \quad (11)$$

其中 WD 为窗口宽度, Δf 为相邻频域测量点之间的频率间距 ($\Delta f = f_{i+1} - f_i$), c 为光速, R_{\max} 为目标的最大径向距离。窗口宽度超过此限制就会引起距离模糊。

(2) 为了进一步减小噪声的影响, 离散化各频率点上幅值波形和相位特征波形的数据。对于幅值波形, 识别前还须对数据归一化, 因此可先求出几个最大值点的均值, 以此均值作为上限, 0 为下限。对于相位特征波形, 由 (7) 式和 (8) 式可得波形数据的上下限为

$$W_i = \frac{\theta_i}{f_i} - \frac{\theta_{i+1}}{f_{i+1}} = \frac{\theta_i - \theta_{i+1}}{f_{i+1}} + \frac{\Delta f \theta_i}{f_i f_{i+1}} \in \left(-\frac{\pi}{f_{\min}}, \frac{\pi}{f_{\min}} \right] \quad (12)$$

选定离散阶数后, 由波形的上下限可以进一步确定离散步长。离散过程为

$$\text{fredata} = (\text{data} - \text{datamin})/\text{step} \quad (13)$$

其中 data 是离散前的波形数据向量, datamin 是波形数据下限组成的向量, step 为离散步长, 所得的离散数据向量为 fredata 。显然, 离散阶数越少, 越有利于噪声的抑制, 但同时目标特征越模糊, 越不利于目标分类。为了兼顾算法抗噪能力和分类性能, 选择当步长继续增大特征可分性急剧下降的转折点作为离散步长。

4 改进的模糊极大极小神经网络

目标分类特征的姿态敏感性是光学区雷达目标识别的一个难点。当目标姿态角在一定范围内连续变化时,目标可用同一组相对位置拉伸或压缩了的散射中心来表征,而当目标姿态角的变化超过一定范围时,目标须用两组不同的散射中心来表征。模糊极大极小(FMM)神经网络自然适应于此情况下的模式识别,它可将一定姿态角变化范围内的相似目标特征看作为一个小的模糊子集,一个目标的模式可用若干小模糊子集的并集来构成,通过创建小模糊子集实现模式空间的任意判决边界。

4.1 改进的 FMM 神经网络的学习算法

本文目标识别的特征空间具有特征维数低,模式边界简单的特点。为了避免传统的 FMM 神经网络^[12]确定小模糊子集形状因子时的困扰,使子集的划分更加精细,本文针对这种应用情况,对 FMM 学习算法提出了 3 条修改。

(1) 传统的 FMM 神经网络的学习算法单步完成,而本文的学习算法是一个循环过程,每轮循环分 3 步:模糊子集的扩充,判断不同类模糊子集是否交叠,交叠模糊子集的校正。通过设定最大循环次数、最大模糊子集数和最大未分类样本数控制循环次数。

(2) 传统的 FMM 神经网络扩充时,依据形状因子,依次将每一个样本点分进已存在的小模糊子集或创建新的小模糊子集。本文提出的扩充算法,是将前一循环结束时不属于任意模糊子集的全部样本组成一个新的模糊子集,然后再判断模糊子集的交叠,对其分裂或修正其边界。

(3) 本文提出的消除交叠算法,先确定一噪声限,当不同类别的两模糊子集交叠部分的样本数小于此噪声限时,交叠的消除与传统的交叠消除算法相同;而当两个模糊子集的交叠样本数大于此噪声限时,舍弃交叠部分,交叠部分的样本留到下一循环由扩充算法重新划分成新的模糊子集。

本文提出的学习算法的优点是:只需调整噪声限参数,即可简单、直观地确定模式划分的精细程度;缺点是:学习过程不能单步完成。

4.2 FMM 神经网络分类器的实现

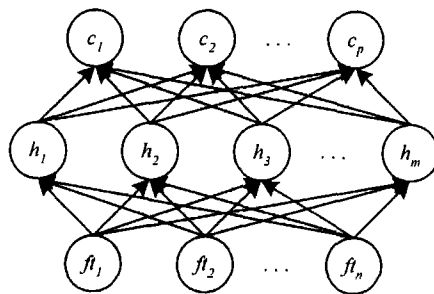


图 1 FMM 神经网络分类器

用于目标识别的 FMM 神经网络如图 1 所示,是一个两层前馈式神经网络。输入层的 n 个节点对应于 n 维输入特征;隐层的 m 个节点对应于 m 个小超立方体模糊子集,由其在特征空间的极小值点和极大值点唯一确定;输出层的 p 个节点对应于 p 个目标模式。隐层节点 h_j 和输出层节点 c_k 之间的连接权为

$$u_{jk} = \begin{cases} 1, & \text{超立方体模糊子集 } h_j \text{ 属于 } c_k \text{ 类} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases} \quad (14)$$

对于 n 维特征空间的输入模式向量 $\mathbf{Ft} = (ft_1, ft_2, \dots, ft_n)$, 输出层节点 c_k 的输出为

$$c_k = \max_{j=1}^m h_j(\mathbf{Ft}) u_{jk} \quad (15)$$

式中

$$h_j(\mathbf{Ft}) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [\max(0, 1 - \max(0, \min(1, ft_i - w_{ji}))) + \max(0, 1 - \max(0, \min(1, v_{ji} - ft_i)))] \quad (16)$$

是输入模式向量 \mathbf{Ft} 对小超立方体模糊子集 h_j 的隶属程度, 其中 $\mathbf{V}_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jn})$ 是超立方体模糊子集的极小点, $\mathbf{W}_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})$ 是超立方体模糊子集的极大点. 可见, 代表第 k 类模式的模糊集合 c_k 是由所有属于第 k 类的模糊子集的并集产生. c_k 的输出反映了输入向量对第 k 类模式的隶属程度.

FMM 神经网络分类器的分类过程为取大判决, 即若 $c_k > c_l, \forall l \neq k$, 则输入向量的模式属于第 k 类.

5 实验结果与分析

本文所用的实验数据是“目标与环境电磁散射辐射”国家重点实验室提供的 5 种喷气飞机缩比模型的正交线极化阶跃变频测量数据. 飞机模型尺寸为 1.5~2.0m, 模型编号分别为: 目标 1 是歼击飞机; 目标 2 是重型战斗飞机; 目标 3 是隐身战斗飞机; 目标 4 是隐身战略轰炸机; 目标 5 是战略轰炸机.

雷达测量系统的工作频率范围为 12.5~17.5GHz, 频率步进间隔为 25MHz. 目标姿态角为 0° 横滚角, 0° 俯仰角, $0^\circ \sim 28^\circ$ 方位角, 方位角采样间隔为 1° .

基于 5 种飞机缩比模型的宽带测量数据, 计算了 HV 和 VV 极化通道幅值波形的广义频数和 HV 通道相位特征波形的波形长度. 由 (11) 式可知, 频域窗宽应不大于 3 个频域采样点. 选定幅值波形的窗口宽度为 2, 离散阶数为 9; 相位因更易受到噪声的污染, 选定相位特征波形的频域窗口宽度为 3, 离散阶数为 7. 两极化通道幅值波形的广义频数随方位角的变化曲线如图 2 所示. 显然特征具有一定的方位角不敏感性.

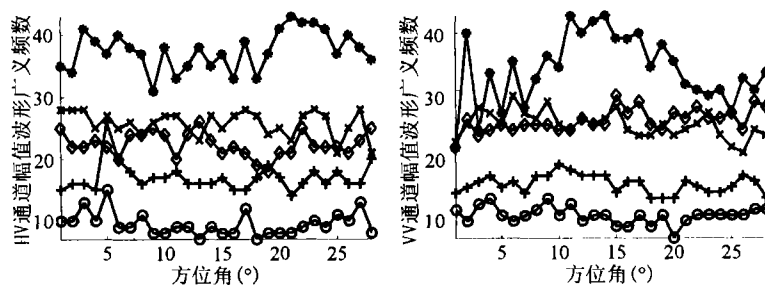


图 2 幅值波形广义频数曲线
(目标 1(○), 目标 2(*), 目标 3(+), 目标 4(x), 目标 5(◇))

分类器选用 FMM 神经网络, 当噪声限为 4 时, 用加入了白噪声的测量数据构成 SNR=25dB 的 1400 个训练样本, 循环 5 次后神经网络学习完毕, 隐层节点数为 15. 再用加入了白噪声的测量数据构成 14000 个测试样本, 送入 FMM 神经网络中检测算法的性能. 当样本的信噪比分别为 20dB, 15dB 和 10dB 时, 识别结果如表 1 所示.

表 1 三种信噪比下的识别结果

目标类型		1	2	3	4	5	平均识别率(%)
正确 识别率 (%)	SNR=20dB	100	99.46	100	96.07	97.50	98.61
	SNR=15dB	97.86	99.64	100	96.61	95.18	97.86
	SNR=10dB	87.14	98.57	98.39	94.11	91.79	94.00

表 1 的结果表明, 本算法的正确识别率较高, 且具有一定的抗噪能力。

6 小 结

本文用了三维特征向量获得了较高的正确识别率, 且特征直接从宽带测量数据中获取, 提取方法简便。通常不从频域测量数据直接提取特征量的一个因素是, 特征量易受噪声的干扰。本文通过在预处理阶段采用频域开窗滤波法和数据离散化方法, 有效地抑制了噪声。由于识别特征量的类内聚合性较好, FMM 神经网络分类器并不必要, 但此神经网络的应用可进一步降低噪声对分类结果的影响。

本文给出的识别结果用的均是波形的整体信息, 当雷达接收信号的信噪比很低, 或两目标相似程度很高时, 可借用“尺度变换”的概念, 将接收波形截成小段, 分别求取各段的特征进行识别, 极端的情况是进行频域波形的完全匹配。

本文给出的识别结果都是单次识别率。现实中的目标速度有限, 而相邻姿态角间的回波特征具有很强的相关性, 故若利用连续多次测量数据的相关性进行滤波, 必将进一步提高算法的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] W. M. Steedly, R. L. Moses, High resolution exponential modeling of fully polarized radar returns, *IEEE Trans. on AES*, 1991, 27(3), 459-468.
- [2] 王雪松, 庄钊文, 肖顺平等, 光学区雷达目标空间极化结构特性描述及识别研究, *电子学报*, 1998, 26(6), 36-41.
- [3] 肖顺平, 郭桂蓉, 庄钊文等, 基于含最小二乘估计曲线拟合的极化雷达目标识别方法, *电子学报*, 1997, 25(3), 32-36.
- [4] 王雪松, 肖顺平, 庄钊文, 基于改进退火法拟合参数估计的极化雷达目标识别, *现代雷达*, 1997, 19(2), 6-11.
- [5] 肖顺平, 庄钊文, 王雪松等, 目标动态极化结构特征提取与识别, *电子学报*, 1998, 26(3), 48-52.
- [6] 肖顺平, 王雪松, 庄钊文, 基于极化不变量的飞机目标识别, *红外与毫米波学报*, 1996, 15(6), 439-444.
- [7] 肖顺平, 王雪松, 郭桂蓉等, 基于极化域能量谱的飞机目标识别, *宇航学报*, 1998, 19(3), 23-28.
- [8] 肖怀铁, 庄钊文, 郭桂蓉, 基于递归神经网络的飞机目标识别方法, *国防科技大学学报*, 1997, 19(4), 48-53.
- [9] A. Zyweck, R. E. Bogner, Radar target classification of commercial aircraft, *IEEE Trans. on AES*, 1996, 32(2), 598-660.
- [10] R. Bhatnagar, R. Horvitz, R. Williams, A hybrid system for target classification, *Patt. Recog. Lett.*, 1997, 18, 1399-1403.
- [11] J. S. Chen, E. K. Walton, Comparison of two target classification techniques, *IEEE Trans. on AES*, 1986, 22(1), 15-21.
- [12] P. K. Simpson, Fuzzy min-max neural network-Part 1: classification, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1992, 3(5), 776-786.

FREQUENCY-DOMAIN RECOGNITION METHOD FOR WIDEBAND RADAR OPTICAL REGION TARGET

Li Ying Ren Yong Shan Xiuming Xiao Zhihe* Chao Zengming*

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**(Beijing Institute of Environmental Features, Beijing 100854, China)*

Abstract Meeting the application requirements of wideband radar optical region target recognition, this paper presents a simple and effective frequency-domain recognition method. First, two kinds of waves called backscattering amplitude wave and phase feature wave are constructed directly from frequency measured data sets, which keep invariant on the shift of target in the radial direction. Based on these waves, generalized frequency and length of wave are extracted as recognition features insensitive to target azimuth. With the aid of the idea of “ruler transform” in time-frequency analysis, the feature sets are further completed. Aiming at lessening the effect of measuring noise, the paper then designs a specific preprocessing method. FMM neural network is chosen as the classifier with modified training algorithm. The recognition results show that this target recognition algorithm can obtain high correct classification rate.

Key words Frequency-domain target recognition, Backscattering amplitude wave, Phase feature wave, Fuzzy min-max neural network

李 莹: 女, 1973 年生, 博士生, 现从事专业为雷达目标检测与识别。
任 勇: 男, 1963 年生, 教授, 研究方向为雷达目标检测识别、网络动力学、人工生命。
山秀明: 男, 1944 年生, 教授, 研究方向为雷达信号处理、混沌工程学、计算机网络。
肖志河: 男, 1966 年生, 高级工程师, 研究方向为微波测试、目标特征分析。
巢增明: 男, 1963 年生, 研究员, 研究方向为微波测试、目标特征分析。