

## 适于—维散射中心识别的模糊分类器

王 洋\*\*\* 陈建文\*\* 刘 中\*

\*(南京理工大学电子工程系 南京 210094)

\*\* (南京电子技术研究所 南京 210013)

**摘 要:** 该文研究了雷达目标一维散射中心的提取及其特性, 针对一维散射中心的特点, 提出了一种基于模糊分布的分类器。该分类器对特征矢量长度没有一致性要求, 并可根据测试样本灵活选择训练样本, 有效地解决了以一维散射中心为特征的识别问题。

**关键词:** 雷达目标识别, 一维散射中心, 模糊分类器

**中图分类号:** TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)05-0784-05

## A Fuzzy Classifier for Radar Target Recognition Using One-Dimensional Scattering Centres

Wang Yang\*\*\* Chen Jian-wen\*\* Liu Zhong\*

\*(Dept. of Electronic Eng., Nanjing Univ of Sci. & Tech., Nanjing 210094, China)

\*\* (Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210013, China)

**Abstract** In this paper, one-dimensional scattering centre extraction of radar targets is reviewed. A new classifier based on fuzzy distribution is proposed, which is very much suitable for one-dimensional scattering centre classification. The fuzzy classifier does not require the feature vectors to have the same dimension and allows the training samples to be flexibly chosen for different test samples. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed fuzzy classifier can efficiently solve the problem of radar target recognition using one-dimensional scattering centres.

**Key words** Radar target recognition, One-dimensional scattering centres, Fuzzy classifier

### 1 引言

在雷达目标识别中, 特征提取是一个重要的环节。随着宽带雷达的发展, 以高分辨一维距离像为特征的目标识别问题受到了广泛的关注。但距离像的方位敏感性强, 目标的平移运动对距离像的影响也难以克服, 这都给识别带来了一定的困难。

光学区目标可以用散射点模型表示, 在线性调频或阶跃变频雷达体制下, 目标的频域响应可以表示成各个散射点的频域响应之和。利用基于模型的超分辨方法, 从目标频域响应回波中提取散射中心信息, 不仅获得了比一维距离像(用 IFFT 方法得到)更高的分辨率, 且以其作为识别特征时, 比用一维距离像作特征时的维数大大降低, 对方位角的敏感性也有所减弱。因此, 基于多种参数和非参数谱估计方法的一维散射中心提取技术获得了发展<sup>[1-4]</sup>。研究表明, 在白噪声背

景下, 矩阵束方法用于散射中心提取时具有较好的估计精度和抗干扰能力<sup>[4]</sup>。

在利用散射中心进行目标识别时会遇到以下困难: (1) 不同目标的散射中心数目不同, 同种目标在不同姿态角下的散射中心数目也会发生变化; (2) 存在虚假散射中心(由噪声引起的出现在目标尺寸之外的散射中心)和散射中心闪烁(微弱散射中心的出现或消失及散射中心强度的变大或变小); (3) 目标运动会产生散射中心的平移。

文献[2]采用提取一维散射中心分布的中心矩  $\mu_p$  ( $p=1, 2, \dots, p_{\max}$ , 是中心矩的阶数)为目标特征的方法, 使得识别结果对目标平移不敏感。但是, 虚假散射中心对中心矩的准确性影响较大, 通过加窗并不能完全消除其影响, 尤其在信噪比较低时, 不能获得很好的识别结果。

若直接以散射中心作为识别特征, 则由于上述 3 点识别

困难, 传统分类器难以应用。文献[5]将模糊极小-极大神经网络用于以散射中心为特征的识别过程, 通过按散射中心位置信息划分径向距离单元的方法, 来解决散射中心数目不同的问题, 且可在一定程度上克服平移运动的影响。但是这种方法对散射中心的超分辨能力降低了, 同时, 虚假及微弱散射中心的存在将使得该分类器的性能大大降低。另外, 模糊极小-极大神经网络的训练过程较复杂, 且难以根据测试目标灵活选择训练样本。

针对散射中心的特点, 本文提出一种基于模糊分布的分类器。该分类器对特征矢量长度没有一致性要求, 能够在一定程度上克服虚假及微弱散射中心的影响, 且可根据测试样本灵活选择训练样本。理论分析与仿真结果表明该分类器可有效地解决以散射中心为特征的识别问题, 对散射中心数目利用一定准则进行判定和采用相同阶数情况下提取的散射中心特征, 该模糊分类器均具有较好的分类性能。

## 2 散射中心提取及其特性分析

在光学区, 雷达目标的频率响应特性可以表示为各个散射中心的频率响应之和。每个散射中心的频率响应可表示为距离相位因子与频率指数  $(j2\pi f)^{t_i}$  的乘积, 不同类型的散射中心, 有不同的  $t_i$  值。假设雷达发射阶梯变频信号, 起始频率为  $f_0$ , 频率跳变步长为  $\delta f$ , 频域测量的数据点数为  $N$ 。若一个目标由  $M$  个散射中心构成, 其后向散射场经由线极化天线接收后可表示为<sup>[5]</sup>

$$y(k) = \sum_{i=1}^M k_i e^{-j\frac{2\pi f_k \cdot 2r_i}{c}} (j2\pi f_k)^{t_i} \quad (1)$$

式中  $k_i$  是幅度系数,  $r_i$  是第  $i$  个散射中心对参考点的相对距离,  $f_k = f_0 + k\delta f, k = 0, 1, \dots, N-1$ ,  $t_i$  是散射中心的类型,  $t_i \in \{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$ , 对于理想的点散射体,  $t_i = 0$ 。考虑式(1)的近似模型: 以  $\rho_i^k$  代替式(1)中的  $(j2\pi f)^{t_i}$ , 可用下面的模型来逼近式(1):

$$\begin{aligned} y(k) &\approx \sum_{i=1}^M k_i e^{-j\frac{2\pi f_k \cdot 2r_i}{c}} \rho_i^k \\ &= \sum_{i=1}^M k_i e^{-j\frac{2\pi f_0 \cdot 2r_i}{c}} \rho_i^k e^{-j\frac{2\pi k\delta f \cdot 2r_i}{c}} \end{aligned} \quad (2)$$

令  $R_u = c/(2\delta f)$  为雷达最大不模糊距离,  $z_i = \rho_i e^{-j(2\pi r_i)/R_u}$  为模型极点,  $b_i = k_i e^{-j(2\pi f_0 \cdot 2r_i)/c}$  为幅度系数, 则式(2)可简化为

$$y(k) = \sum_{i=1}^M b_i z_i^k, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

一维指数和信号模型参数估计的矩阵束方法<sup>[6]</sup>, 充分利

用信号模型的特性, 并把它转换为矩阵间的特定关系, 把难处理的非线性求解问题转化为矩阵分解和变换, 使得问题相对容易求解。该方法的基本思想是: 构造两个特殊的矩阵 (Hankel 矩阵), 利用矩阵间的特定关系, 通过求解广义特征值一次性地估计出一维指数和信号模型的极点  $\hat{z}_i, i = 1, 2, \dots, M$ , 从而得到散射中心相对参考点的位置信息:

$$\hat{r}_i = -\frac{\angle \hat{z}_i}{2\pi} R_u, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

将  $\hat{z}_i, i = 1, 2, \dots, M$  代入式(3), 利用最小二乘或总体最小二乘估计可得到散射中心的幅度估计  $|\hat{b}_i|, i = 1, 2, \dots, M$ 。

利用矩阵束等超分辨方法提取散射中心, 需要首先确定信号模型的阶数即散射中心的个数。不同目标的散射中心数目不同, 而且由于目标相对于雷达视角的变化, 同种目标在不同姿态角下的散射中心数目也会发生变化。式(3)所示一维指数和信号的阶数估计方法有很多种, 其中, 常用的有基于信息论准则的 AIC(Akaike Information Criterion)法和 MDL(Minimum Description Length)法<sup>[7]</sup>以及矩阵奇异值分解法(SVD)<sup>[8]</sup>。本文采用 MDL 法估计模型阶数。

由于噪声的影响, 散射中心阶数难以准确判定, 会产生虚假散射中心或引起微弱散射中心闪烁现象, 造成识别困难。以 B-52 飞机缩比模型 (与实际尺寸的比例为 1:91) 为例, 图 1 和图 2 分别给出了散射中心提取结果中包含上述现象的情况。图 1(a)和 1(b)分别是模型阶数选定为  $M = 12$  及采用 MDL 方法进行判定时的散射中心提取结果。图 1(a)中上下两图分别是 B-52 飞机缩比模型在  $22.0^\circ$  和  $22.5^\circ$  姿态角 (以飞机鼻锥方向为  $0^\circ$ ) 时的结果, 图 1(b)分别是  $11.0^\circ$  和  $11.5^\circ$  姿态角时的结果。由于 B-52 飞机缩比模型的径向尺寸小于 1m, 因此可以判定图 1 中箭头所指的为虚假散射中心。图 2(a)和 2(b)分别是采用相同模型阶数 ( $M = 12$ ) 和采用 MDL 方法进行阶数判定时的散射中心提取结果。图 2(a)中分别是 B-52 飞机  $0.5^\circ$  和  $1.0^\circ$  姿态角时的结果, 图 2(b)分别是其  $1.5^\circ$  和  $2.0^\circ$  时的结果。图 2 中, 箭头所指的散射中心在  $1.0^\circ$  和  $2.0^\circ$  姿态角散射中心提取结果中出现, 而在相邻姿态角 ( $0.5^\circ$  和  $1.5^\circ$ ) 没有出现, 这就是微弱散射中心闪烁现象。由图 1 和图 2 可见, 噪声的存在使得不论采用固定阶数还是对阶数进行判定, 目标一维散射中心的提取都无法避免虚假散射中心及微弱散射中心闪烁现象。

由于散射中心提取难以避免虚假散射中心和微弱散射中心闪烁现象, 采用固定阶数时, 目标散射中心矢量各元素

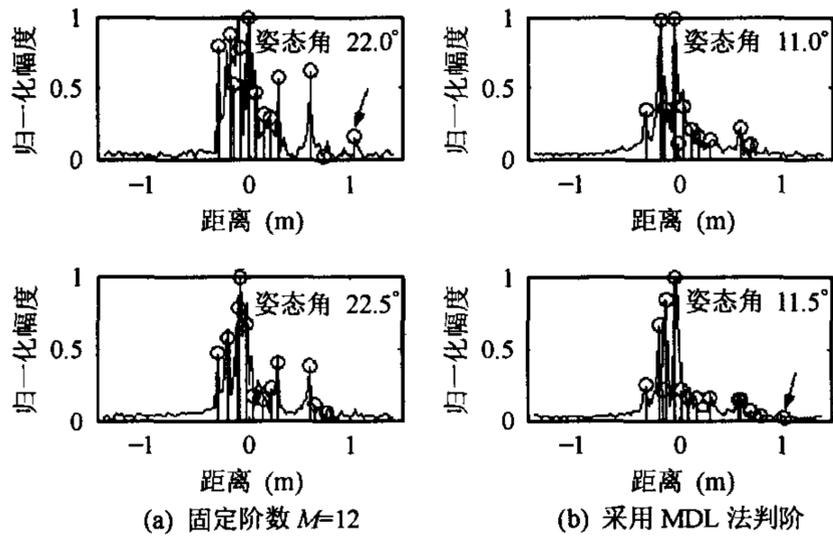


图1 B-52飞机缩比模型含虚假散射中心的一维散射中心分布

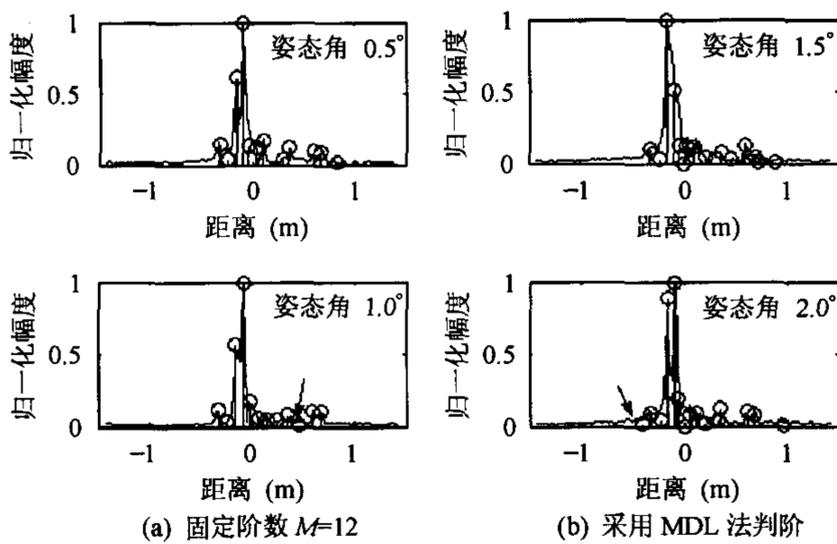


图2 B-52飞机缩比模型含微弱散射中心闪烁现象的一维散射中心分布

之间没有完全的一一对应关系,因此以其作为识别特征时,传统的分类器设计将难以进行正确识别。而当每个目标的各次回波采用阶数判定选择不同散射中心数目时,特征矢量维数也将不同,传统分类器如最近邻分类器等,因要求特征矢量具有相同维数而无法完成对目标的分类。

针对散射中心的特点,本文提出将模糊技术融入到识别过程,设计了一种适用于以一维散射中心位置及幅度信息为特征进行分类识别的模糊分类器。

### 3 模糊分类器设计

#### 3.1 特征矢量预处理及模板选择

散射中心提取结果包含其位置和幅度信息。设  $\{(r'_i, |b'_i|), i=1, 2, \dots, M\}$  为从目标宽带回波数据中提取的散射中心,其中  $r'_i, |b'_i|$  分别是第  $i$  个散射中心的位置和幅度,  $M$  为目标散射中心阶数。要利用其作为特征进行识别,需要进行预处理。首先,对每组散射中心幅度矢量按最大值进行归一化,得到归一化幅度  $b_i, i=1, 2, \dots, M$ 。然后按下式计算目标散射质心(scattering centroid):

$$\eta_r = \sum_{m=1}^M r'_m \left[ \frac{b_m}{\sum_{i=1}^M b_i} \right] \quad (5)$$

将质心移到原点以克服平移运动的影响,即令

$$r_i = r'_i - \eta_r, \quad i=1, 2, \dots, M \quad (6)$$

至此,得到用于识别的特征  $\{(r_i, b_i), i=1, 2, \dots, M\}$ 。

由于在一定姿态角范围内的目标一维散射中心分布具有相似性,因此,实际识别过程中,可根据测试目标选择训练样本,以降低计算量,并可在一定程度上克服由于不同姿态角上两类目标一维散射中心分布相似时造成的误判,提高识别率。本文采取的方法为,选取方位角在测试目标的方位角(实际目标可根据航向大致确定)  $\pm 15^\circ$  范围内的模板样本作为训练样本,这比将样本按方位角简单地分区间方法要灵活得多。这种方法在诸如径向基函数神经网络等分类器中是不现实的,因为此时需要反复训练神经网络,计算量非常大。

#### 3.2 模糊分布与判决准则

设模板内的特征为  $\{(r_{qj}, b_{qj}), j=1, 2, \dots, M_q, q=1, 2, \dots, Q_{\text{Total}}\}$ , 其中  $M_q$  为第  $q$  个样本的散射中心数,  $Q_{\text{Total}}$  为模板样本总数,设共有  $C$  类目标,第  $c$  ( $c=1, 2, \dots, C$ ) 类目标的样本数为  $L_c$ , 则  $Q_{\text{Total}} = \sum_{c=1}^C L_c$ 。设待识别目标特征为

$\{(r_i, b_i), i=1, 2, \dots, M\}$ , 按 3.1 节所述方法选择训练样本模板,设选出的训练样本数为  $Q$ 。

散射中心的位置和幅度对应于目标的物理结构,不同样本相对应位置上散射中心位置和幅度的相似性,在一定程度上反映了样本之间的相似性,且幅度强的散射中心对于表征目标的结构特征贡献较大。因此,为确定测试目标的类别,采取分别计算测试目标各个散射中心与各训练样本中与之位置最相近的散射中心之间的相似性(以位置和幅度相似性的算术平均表示),作为各散射中心对各训练样本的隶属度,然后用测试样本的归一化幅度对各散射中心的隶属度进行加权求和,得到测试样本与各训练样本的相似性度量,判定目标为相似性度量取最大值的训练样本所属目标类。

具体方法如下,先构造  $M \times Q$  阶测试样本到训练样本的散射中心位置差矩阵:

$$\mathbf{D}_r = \begin{bmatrix} dr_{11} & dr_{12} & \cdots & dr_{1Q} \\ dr_{21} & dr_{22} & \cdots & dr_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dr_{M1} & dr_{M2} & \cdots & dr_{MQ} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中  $dr_{iq} = \min_j |r_i - r_{qj}|, i=1, 2, \dots, M, q=1, 2, \dots, Q$ , 即对于测试样本第  $i$  个散射中心,从第  $q$  个训练样本中选择与其位置最相近的散射中心,并将两者的位置差记为  $dr_{iq}$ , 两者幅度差的绝对值记为  $db_{iq}$ , 得测试样本到训练样本的幅度差矩阵:

$$\mathbf{Db} = \begin{bmatrix} db_{11} & db_{12} & \cdots & db_{1Q} \\ db_{21} & db_{22} & \cdots & db_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ db_{M1} & db_{M2} & \cdots & db_{MQ} \end{bmatrix} \quad (8)$$

由式 (7), 式 (8) 的定义看出, 位置及幅度差矩阵各列, 即各训练样本与测试样本的位置及幅度差矢量, 都是以测试样本为基准计算得到的, 通过这种构造方法克服了对训练样本与测试样本特征矢量维数的一致性要求, 可在散射中心阶数不一致的情况下应用。

显然, 位置及幅度差越小, 样本相似性越高; 同时, 为降低散射中心位置估计不准确对判断结果的影响, 需要模糊分布满足位置差较小时, 下降缓慢, 位置差较大时, 相似性迅速下降。因此我们以位置及幅度差为自变量, 采用文献[9]中的降岭形分布计算散射中心之间的相似性。该分布用下式表示:

$$\mu(x) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{a_2 - a_1} \left( x - \frac{a_1 + a_2}{2} \right) \quad (9)$$

其中,  $x$  代表位置或幅度差的大小, 如图 3 所示。另外, 为克服虚假散射点的存在, 将位置差大于一定门限时的相似性置零, 得到本文采用的模糊分布。

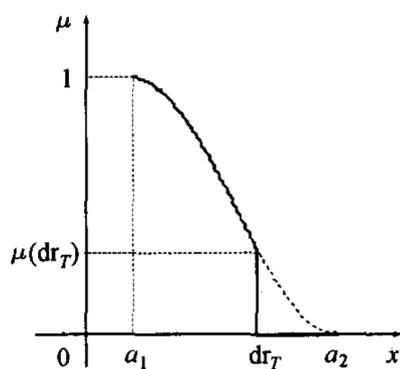


图 3 模糊度分布

计算测试样本中第  $i$  个散射中心对第  $q$  个训练样本的隶属度:

$$\mu_{iq} = \frac{1}{2} (\mu_{r_{iq}} + \mu_{b_{iq}}) \quad (10)$$

其中  $\mu_{r_{iq}}$  和  $\mu_{b_{iq}}$  分别是按位置差和幅度差计算得到的隶属度。按式 (9) 可得

$$\mu_{r_{iq}} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{DR2_i - DR1_i} \left( dr_{iq} - \frac{DR1_i + DR2_i}{2} \right) \quad (11)$$

$$\mu_{b_{iq}} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{DB2_i - DB1_i} \left( db_{iq} - \frac{DB1_i + DB2_i}{2} \right) \quad (12)$$

其中,  $DR1_i = \min_q dr_{iq}$ ,  $DR2_i = \max_q dr_{iq}$ ,  $DB1_i = \min_q db_{iq}$ ,  $DB2_i = \max_q db_{iq}$ 。同时, 为克服虚假散射点的存在, 设定一

门限  $dr_T$  (可根据目标最大尺寸按一定比例选取, 本文取

0.1m), 若  $dr_{iq} > dr_T$ , 则将  $\mu_{r_{iq}}$  和  $\mu_{b_{iq}}$  置零。

测试样本与第  $q$  个训练样本的相似性度量由  $\mu_{iq}$  按各散射中心的归一化幅度加权求和得到

$$\mu_q = \sum_{i=1}^M b_i \mu_{iq}, \quad q=1,2,\dots,Q \quad (13)$$

以使  $\mu_q$  最大为最终的判决准则, 即取

$$q_0 = \arg \max_q \mu_q \quad (14)$$

则测试目标判别为第  $q_0$  个训练样本所属的目标类。

由上述分析可见, 本文设计的模糊分类器, 通过采用模糊分布, 使得其可以处理特征矢量维数不一致时的分类问题, 同时有利于克服虚假散射中心的影响; 在式 (13) 计算样本相似性时, 通过按散射中心的归一化幅度对  $\mu_{iq}$  进行加权, 可以强化目标上强散射中心对样本相似性的贡献, 并有利于降低微弱散射中心闪烁的影响。综上, 该分类器可在一定程度上克服以散射中心为特征进行识别的困难, 实现简单, 且可根据测试样本灵活选择训练样本, 适用于以散射中心为特征的目标识别问题。

### 4 仿真实验

仿真实验中, 采用 3 种飞机缩比模型在阶跃跳频雷达体制下的微波暗室测量数据来验证本文提出的模糊分类器性能。3 种飞机缩比模型的尺寸相当, 具体如表 1 所示。该数据为目标在俯仰角保持  $5^\circ$  不变, 方位角在  $0^\circ \sim 155^\circ$  (以飞机鼻锥方向为  $0^\circ$ ) 范围内变化时测得的共 1084 个频域响应回波, 其中 B-52 有 322 个, 歼-6 有 311 个, 歼-7 有 451 个。将飞机模型尺寸换算到对应真飞机的尺寸, 则雷达发射信号的等效带宽为 200MHz, 频率采样点数  $N=101$ 。直接对频率采样数据进行 IFFT, 可以得到高分辨一维距离像。利用矩阵束方法提取散射中心时, 模型阶数分别采用按 MDL 方法判定值和固定阶数  $M$  (取为 12)。训练模板按 5:1 选取, 即取每种飞机的第 1, 6, 11, ... 个回波数据作为训练样本, 用全部 1084 个数据进行测试。采用本文提出的模糊分类器进行识别, 分类结果的混淆矩阵如表 2, 表 3 所示。

表 1 B-52, 歼-6, 歼-7 飞机缩比模型尺寸

飞机模型	机身长度 (m)	翼展宽度 (m)	高度(m)	缩比
B-52	0.690	0.815	0.170	1:91
歼-6	0.700	0.435	0.190	1:20
歼-7	1.048	0.477	0.220	1:15

表2 模糊分类器识别结果(用MDL方法判阶)

	B-52	歼-6	歼-7	识别率(%)
B-52	318	0	4	98.76
歼-6	9	280	22	90.03
歼-7	4	7	430	95.34

表3 模糊分类器识别结果(固定阶数  $M=12$ )

	B-52	歼-6	歼-7	识别率(%)
B-52	321	1	0	99.69
歼-6	10	286	15	91.96
歼-7	14	15	422	93.57

表4 RBFN分类器以中心矩为特征的识别结果(用MDL方法判阶)

	B-52	歼-6	歼-7	识别率(%)
B-52	305	8	9	94.72
歼-6	5	246	60	79.10
歼-7	25	57	369	81.82

表5 RBFN分类器以中心矩为特征的识别结果(固定阶数  $M=12$ )

	B-52	歼-6	歼-7	识别率(%)
B-52	299	1	22	92.86
歼-6	11	228	72	73.31
歼-7	21	69	361	80.04

为了比较,表4,表5分别给出了径向基函数神经网络(RBFN)分类器的分类结果。RBFN分类器要求所用特征具有相同维数,因此我们采用文献[2]中的方法,提取散射中心分布的1~20阶中心矩,然后利用卡南-洛伊夫变换去除信息冗余度,利用变换后的前7维特征(已保留了几乎全部信息量)进行目标分类。在采用固定阶数时,由于不同散射中心分布矢量的各元素不具有——对应关系,也需要采用上述方法进行处理。在计算中心矩之前,需要对一维散射中心分布进行加窗预处理消除部分虚假散射中心,以降低其对中心矩计算准确性的影响。

从表2~表5中可看出,基于中心矩的特征虽然具有平移不变性,但损失了许多有利于分类的信息,同时由于RBFN训练过程复杂,因此训练样本没有根据测试目标选择,分类结果较差;本文提出的模糊分类器,直接以散射中心的位置和幅度信息为特征,采用模糊分布定义隶属度函数,实验表明其对于一维散射中心提取结果(主要受模型阶数及虚假、微弱散射中心影响)具有鲁棒性,且可以根据测试目标灵活选择训练样本,在利用MDL准则进行阶数判定或采用固定

阶数提取的散射中心特征的情况下,都能得到较好的识别结果。

## 5 结论

本文分析了一维散射中心提取中存在的虚假散射中心及微弱散射中心闪烁现象,针对散射中心的特点,提出了一种适用于以散射中心的位置和幅度为特征的模糊分类器。该分类器具有以下优点:(1)不要求特征矢量维数相同,即对一维散射中心的阶数没有一致性要求;(2)便于根据测试样本灵活选择有利于分类的训练样本;(3)有效克服了虚假散射中心和散射中心闪烁引起的特征不稳定性。理论分析和仿真实验表明,将模糊技术引入基于散射中心特征的分类识别过程是有效的。本文设计的模糊分类器较好地解决了以一维散射中心为特征的雷达目标识别问题。

## 参考文献

- [1] Kim K T, Kim H T. One-dimensional scattering centre extraction for efficient radar target classification. *IEE Proc.-Radar, Sonar Navig.*, 1999, 146(3): 147-158.
- [2] Kim K T, Seo D K, Kim H T. Radar target identification using one-dimensional scattering centres. *IEE Proc.-Radar, Sonar, Navig.*, 2001, 148(5): 285-296.
- [3] Li Jian, Stoica P. Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(2): 281-295.
- [4] 姜卫东. 光学区雷达目标结构成像的理论及其在雷达目标识别中的应用.[博士论文],长沙:国防科学技术大学,2000.
- [5] 郭桂蓉,庄钊文,陈曾平. 电磁特征抽取与目标识别. 长沙:国防科技大学出版社,1996:167-174.
- [6] Hua Yingbo, Sarkar T K. Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise. *IEEE Trans. on ASSP*, 1990, 38(5): 814-824.
- [7] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria. *IEEE Trans. on ASSP*, 1985, 33(2): 387-392.
- [8] 张贤达. 现代信号处理. 北京:清华大学出版社,2002:90-93.
- [9] 冯晋臣,季静秋,曹立宏,等. 模糊模式识别. 石家庄:河北科学技术出版社,1992:51-59.

王洋:女,1979年生,博士生,研究方向:雷达信号处理与目标识别。

陈建文:男,1964年生,副教授,博士,研究方向:机载预警雷达信号处理、雷达成像、目标识别。

刘中:男,1963年生,教授,博士生导师,研究方向:阵列信号处理、现代信号处理。