

## 基于目标 CSAR 回波模型的 SAR 自动目标识别算法

张锐<sup>\*①②③</sup> 洪峻<sup>①②</sup> 明峰<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室 北京 100190)

<sup>②</sup>(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

<sup>③</sup>(中国科学院研究生院 北京 100039)

**摘要:** 基于模板的 SAR 目标识别需要存储海量的目标模板, 给识别系统的设计和算法效率的提高都造成了严重的困难, 而基于模型的方法克服了上述问题, 并已成为下一代目标识别算法研究的热点。该文提出的基于圆周 SAR(CSAR)回波模型的识别算法, 从目标的 3 维 CAD 模型出发, 利用弹射线原理构建目标的 CSAR 回波, 并在线实时预测目标聚束 SAR 图像来完成识别。同传统的基于散射中心模型的算法相比, 利用 CSAR 回波的算法不仅预测结果准确, 而且算法简单高效。仿真实验验证了算法的有效性, 并比较了相关算法的优缺点。

**关键词:** 合成孔径雷达, 自动目标识别, 圆周合成孔径雷达, 弹射线法, 3 维模型

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)01-0027-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00192

## SAR ATR Algorithm Based on CSAR Raw Echo Modeling

Zhang Rui<sup>①②③</sup> Hong Jun<sup>①②</sup> Ming Feng<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(Key Laboratory of Spatial Information Processing and Application System Technology,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

<sup>②</sup>(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

<sup>③</sup>(Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** Template-based ATR algorithm needs the storage of massive templates of the targets, which cause a heavy burden of system design and algorithm optimization. On the contrary, model-based algorithm can overcome this drawback and become a promising solution of the next generation ATR system. A new algorithm based on CSAR raw echo of the targets is proposed by applying the SBR (Shooting and Bouncing Rays) method onto the 3D CAD model of the targets, then the recognition procedure is completed via online prediction of the hypothetical targets. The predicted SAR image of the target is more accurate and efficient comparing with the traditional scattering center approach. The simulate experiments validate the proposed method and compare it with the traditional methods.

**Key words:** SAR; ATR (Automatic Target Recognition); CSAR (Circular SAR); SBR (Shooting and Bouncing Rays); 3D model

### 1 引言

随着 SAR 技术的不断发展和分辨率的不断提高, 如何从大量的 SAR 图像中实现快速、准确的自动目标识别(Automatic Target Recognition, ATR)已经成为当前 SAR 应用研究的一个热点<sup>[1]</sup>。同光学传感器不同, SAR 是针对散射电磁波的相干成像系统, 所得图像不仅具有较强的斑点噪声, 而且目标特征也具有易变性<sup>[2]</sup>。即成像参数、目标姿态、俯视角、目标配置、甚至周围环境的较小波动, 都会引起目标图像特征的较大变化。SAR 图像的敏感性,

使得基于模板的 SAR ATR 系统需要存储海量的目标模板, 给识别系统的设计和算法效率的提高都造成了严重的困难<sup>[3]</sup>。

为解决上述困难, 美国 DARPA(Defense Advanced Research Projects Agency)和 AFRL(Air Force Research Laboratory)发起的 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition)计划, 提出了一套基于模型的 SAR ATR 系统, 并不断发展完善<sup>[4-6]</sup>。其核心思想是: 识别系统不直接存储目标模板, 而是利用目标模型, 实时在线地提供姿态连续的目标 SAR 图像来完成识别过程。其中, 目标模型既可以是 CAD 模型, 也可以是散射中心模型。考虑到电磁计算的复杂性,

直接利用 CAD 模型的实时预测还存在着相当的困难, 所以 MSTAR 的目标预测是基于 3 维散射中心模型的<sup>[4]</sup>。

利用 3 维散射中心模型预测目标 SAR 图像存在以下几个问题: 首先, 散射中心模型本身的近似, 以及散射中心提取算法的误差, 都会引起预测图像的失真; 其次, 利用散射中心预测的图像, 不能包含目标散射特性在孔径和频带内的变化; 最后, 散射中心的相互遮挡关系的判断也十分困难。

针对上述存在的问题, 本文提出了一种基于目标 CSAR(Circular SAR)回波模型的 SAR ATR 算法, 该算法仿真并存储目标的 CSAR 回波作为识别系统的后台支持, 通过在线预测连续方位视角下的目标 SAR 图像来完成识别。文章的结构如下: 第 2 节概述了基于 CSAR 模型的识别算法与流程; 第 3 节详细介绍了目标 CSAR 回波仿真和聚束 SAR 重构算法; 第 4 节介绍了目标特征提取与识别算法; 第 5 节通过实验验证了算法的优越性, 并比较了不同算法的性能。

## 2 基于 CSAR 模型的识别算法概述

如图 1 所示, 本文提出的识别算法可分为 CSAR 回波仿真与聚束 SAR 重构, 以及迭代分类两大部分。前者可看作是一个目标 SAR 图像的“预测器”; 后者是一个待测目标类型的迭代“搜索器”。

仿真重构模块利用给定的 SAR 参数和目标 CAD 模型, 通过高频近似的电磁计算方法, 离线生成全方位角的目标 CSAR 回波并存储。当迭代分类模块输入目标估计方位角后, 利用存储的 CSAR 回波在线生成预测的目标 SAR 图像。

另一方面, 迭代分类模块首先估计待识别图像的初始方位角度, 并获取该角度下的预测 SAR 图像; 然后依次提取待识别图像和预测图像的 PCA (Principal Component Analysis) 特征, 并计算二者

PCA 特征的欧氏距离; 然后, 判断是否需要继续迭代, 若无需迭代则输出该目标假设下的 PCA 距离, 若需要迭代则给出修正的目标方位角, 继续循环搜索。改变目标假设并重复上述过程, 通过比较待识别目标在各假设下的 PCA 距离以决策其类别。

同 MSTAR 的识别算法相比, 本文算法的主要优势在于两点: 首先, 本文的在线图像预测是基于目标 CSAR 回波的, 而 MSTAR 系统是基于 3 维散射中心分布的。从目标重建的准确性上讲, 用 CSAR 回波重构聚束 SAR 图像的误差仅仅来自于孔径补偿, 而散射中心重构误差则包括了模型自身误差, 散射中心提取算法误差, 以及孔径内目标散射特性变化等诸多因素。从目标重建的复杂性上讲, CSAR 回波简单补偿后即可成像, 而散射中心模型则需要先生成回波再成像, 且回波仿真时散射中心的遮挡判断也相当困难。从目标重建的方位连续性上讲, CSAR 重构方式也优于散射中心模型。

其次, 本文的迭代分类模块采用了二分搜索算法, 能够快速收敛到目标的实际方位角, 而 MSTAR 系统使用的 PEMS(Predict, Extract, Match, Search)模块是先分类索引, 后迭代搜索的两级结构, 算法设计十分复杂<sup>[5]</sup>。

## 3 CSAR 回波仿真与聚束 SAR 重构

目标的 CSAR 回波包含了某一固定俯仰角下, 目标全方位的散射信息, 而聚束 SAR 回波可看作 CSAR 回波的一部分, 所以理论上讲, 可通过 CSAR 回波重构出连续方位角度下的聚束 SAR 图像。目标的 CSAR 回波既可以是真实测量的, 也可以是基于模型仿真的。如文献[7]曾利用暗室测得的多基线 CSAR 回波, 重构了聚束 SAR 图像。但其工作的不足在于: 首先, 利用暗室测得的近场回波重构远场 SAR 图像, 较为武断地忽略了目标近远场散射特性的差异; 其次, 多基线 CSAR 的数据量大, 且重构算法复杂; 最后, 没有完成完整的 ATR 实验。本文考虑到通过仿真获取目标回波不受近远场限制, 则可通过离线电磁计算, 直接获取目标的远场 CSAR 回波, 然后重构目标 SAR 图像。

### 3.1 CSAR 回波仿真模型

如图 2 所示, 目标的支持域包含在一半径为  $R_T$  的球内, 以目标中心为原点, 建立直角坐标系  $XYZ$ 。记聚束模式下的平台高度为  $H$ , 地距为  $R_g$ , 中心斜距为  $R_0 = \sqrt{R_g^2 + H^2}$ , 发射信号载频和带宽依次为  $f_c$  和  $B_r$ , 则 CSAR 回波采样点为

$$\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)^T = (R_g \cos \theta_i, R_g \sin \theta_i, H)^T \quad (1)$$

其中

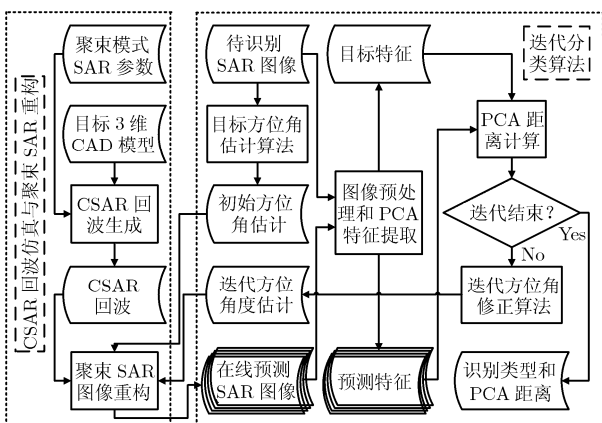


图 1 基于目标 CSAR 回波建模的 SAR ATR 算法流程图

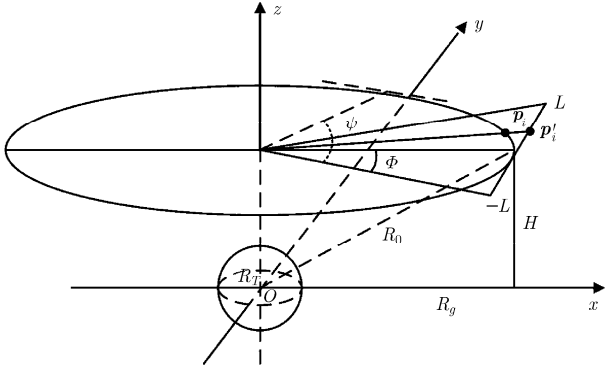


图2 CSAR 回波仿真模型

$$\theta_i = (i-1)\Delta\theta, i = 1, 2, \dots, Nc, Nc = \lfloor 2\pi/\Delta\theta \rfloor \quad (2)$$

式(2)中  $\Delta\theta$  为角度采样间隔, 单位为 rad, 为保证多普勒信号时频不混叠,  $\Delta\theta$  应满足

$$\Delta\theta \leq \pi R_0 / (2k_c R_g R_T) \quad (3)$$

其中  $k_c = 2\pi f_c / c$ , 取频率采样点, 以波数表示为

$$k_j = k_{\min} + (j-1)\Delta k, j = 1, 2, \dots, Nk \quad (4)$$

其中

$$k_{\min} = 2\pi(f - Br/2)/c, Nk = \lfloor 2\pi Br/c\Delta k \rfloor \quad (5)$$

式(5)中  $\Delta k$  为频率采样间隔, 单位为 rad/m, 为保证目标支持域(时域)不混叠,  $\Delta k$  应满足

$$\Delta k \leq \pi / (2R_T) \quad (6)$$

循环计算各  $i, j$  下的复散射系数  $\gamma(\mathbf{p}_i, k_j)$  作为 CSAR 回波, 并用作聚束 SAR 回波与图像的重构。复散射系数是利用弹射线法 (Shooting and Bouncing Rays, SBR) 离线计算得到的。弹射线法在 1989 年由 Ling 等人<sup>[8]</sup>提出, 最初用于腔体的 RCS 计算, 该方法将 GO 和 PO 相结合, 属高频近似方法。利用 SBR 法计算复杂目标复散射系数的具体步骤可参见文献[9,10]。

### 3.2 聚束 SAR 图像重构

聚束 SAR 孔径长为  $2L$ , 在合成孔径角  $\Phi$  较小时, 聚束 SAR 回波可通过部分 CSAR 回波补偿得到。讨论运动补偿算法的文献较多<sup>[11]</sup>, 考虑到本应用中有  $R_T \ll R_0$ , 则回波提取和补偿算法相对简单。

若需要重构的目标方位角为  $\psi$ , 则对应的 CSAR 回波中心角的下标为  $Nm = \lfloor \psi/\Delta\theta \rfloor - 1$ , 将回波  $\gamma(\mathbf{p}_i, k_j)$  循环移位  $Nm$  行(如图 2), 若移位后的回波仍记为  $\gamma(\mathbf{p}_i, k_j)$ , 则截取的回波片段为

$$\gamma(\mathbf{p}_i, k_j), i = \text{mod}((Nl, Nl+1, \dots, Nh), Nc) \quad (7)$$

其中

$$Nl = -\lfloor \Phi/\Delta\theta \rfloor, Nh = \lfloor \Phi/\Delta\theta \rfloor \quad (8)$$

记聚束 SAR 回波为  $\gamma'(\mathbf{p}'_i, k_j)$ , 则有

$$\gamma'(\mathbf{p}'_i, k_j) \approx \gamma(\mathbf{p}_i, k_j) \exp(-j2k_j(\|\mathbf{p}'_i\| - R_0)) \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{p}'_i = (x'_i, y'_i, z'_i)^T = (R_g, R_g \tan(\theta_i), H)^T \quad (10)$$

严格地讲, 式(9)所表示的回波, 在方位向上是非均匀采样的, 必要时可通过插值补偿为均匀采样。另外, 虽然式(9)的相位补偿项是针对场景中心的, 但对于本应用来说已经足够精确了。利用 Omega-K 算法<sup>[12]</sup>, 对式(9)所表达的目标回波成像, 即可重构出目标方位角度为  $\psi$  的聚束 SAR 图像。

## 4 迭代分类算法

### 4.1 图像预处理和 PCA 特征提取

在提取实测目标 SAR 图像的 PCA 特征以前, 通常需要经过预处理。对于包含杂波的图像, 本文的预处理步骤包括: 图像对数变换, 自适应阈值分割, 图像归一化和 2 维 Fourier 变换 4 个步骤<sup>[13]</sup>。

目标图像经过预处理后即可进行特征提取, 通常, 特征提取的主要目的在于降维并获得稳定的目标特征向量, 在 SAR 目标特征提取算法中, PCA 作为一种常见算法, 具有较好的识别效果<sup>[14]</sup>。PCA 特征提取需要一批训练样本, 在基于模板的识别算法中, 训练样本即为不同角度的各类目标模板。本文则需要通过重构算法, 预先获取一批目标 SAR 图像数据作为训练样本, 记为  $\text{Im}_i \in R^{m \times n}, i = 1, 2, \dots, M$ , 其图像大小为  $m \times n$  维, 共有  $M$  个样本。训练样本  $\text{Im}_i$  的获取应以包括所有目标, 包含不同角度为原则。将图像  $\text{Im}_i$  列向量化为  $\mathbf{x}_i \in R^{m \times n \times 1}$ , 并记其样本均值为  $\mathbf{u}_x$ , 定义协方差矩阵为

$$\text{COV} \mathbf{X} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 - \mathbf{u}_x, \mathbf{x}_2 - \mathbf{u}_x, \dots, \mathbf{x}_M - \mathbf{u}_x]^T \in R^{M \times mn} \quad (12)$$

对  $\text{COV} \mathbf{X}$  做特征值分解, 并取前  $r < M$  个较大特征值所对应的特征向量  $\mathbf{v}_i \in R^{mn \times 1}, i = 1, 2, \dots, r$  构成转换矩阵

$$\mathbf{W} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_r] \in R^{mn \times r} \quad (13)$$

则对于任意一预测样本或待识别样本  $\text{Im}$ , 其 PCA 特征为

$$\text{PCA}(\text{Im}) = \mathbf{W}^T (\text{vec}(\text{Im}) - \mathbf{u}_x) \in R^{r \times 1} \quad (14)$$

其中  $\text{vec}(\text{Im})$  表示对图像的列向量化。由式(15)可知, PCA 特征提取的关键是求取转换矩阵  $\mathbf{W}^T$  和样本均值  $\mathbf{u}_x$ , 实际系统中,  $\mathbf{W}^T$  和  $\mathbf{u}_x$  计算均离线计算完成。利用式(14), 即可以将任一经过预处理的目标 SAR 图像, 转换为其对应的 PCA 特征矢量。

### 4.2 方位角迭代二分搜索算法

将待识别图像的 PCA 特征记为  $\mathbf{Y}$ , 目标的类型假设记为  $T$ , 估计方位角度记为  $\psi$ , 预测 SAR 图像的 PCA 特征记为  $\mathbf{X}$ , 显然  $\mathbf{X}$  是  $T$  和  $\psi$  的映射,

即  $\mathbf{X} = \mathbf{X}(T, \Psi)$ 。识别算法即是找出使得  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{Y}$  最接近的目标类型和方位假设, 可形式化描述为

$$(t^*, \psi^*) = \operatorname{argmin}_{t, \psi} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}(T, \Psi)\| \quad (15)$$

其中  $\|\bullet\|$  表示 2-范数。为了找出使得式(15)的全局最优值  $(t^*, \psi^*)$ , 作为待识别目标的类别和方位角度, 可通过搜索所有可能的目标类型和方位角度来得到, 显然这是十分费时的。特别是对于不同方位角度假设, 需要耗费大量的运算, 本节提出了一种基于二分查找的角度搜索算法, 其步骤为

步骤1 设定目标类型假设  $T = t$ , 初始化  $\psi_0, l_0, i=0$ , 限定方位角搜索范围为  $\Psi \in [\psi_0 - l_0, \psi_0 + l_0]$ ;

步骤2 分别计算  $\text{left} = \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}(t, \psi_i - l_i)\|$  和  $\text{right} = \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}(t, \psi_i + l_i)\|$ ;

步骤3 判断是否满足  $i = N_i$  或  $\text{left} < \text{val}$  或  $\text{right} < \text{val}$ , 如果是执行步骤 6, 如果否执行步骤 4;

步骤4 如果  $\text{left} < \text{right}$ , 则  $\psi_{i+1} = \psi_i - l_i/2$ , 否则  $\psi_{i+1} = \psi_i + l_i/2$ ;

步骤5  $l_{i+1} = l_i/2, i = i + 1$ , 执行步骤 2;

步骤6 输出目标类别为  $T = t$  时的最小 PCA

距离为  $\min(\text{left}, \text{right})$ 。

通过改变步骤 1 中的目标类型假设, 可获取各类目标假设下的最小 PCA 距离, 取其中距离最小的作为待识别目标的类型即可。需要指明的是,  $\psi_0$  为待识别图像的初始角度估计,  $l_0$  的选取与估计算法的准确度有关。例如, 本文选用了文献[15]给出的角度估计算法, 对于常见军事车辆目标, 其  $3\sigma$  的估计误差小于  $10^\circ$ , 即可取  $l_0 = \pi/18$ 。 $N_i$  和  $\text{val}$  的选取则需要权衡算法效率与识别精度, 本文取  $N_i = 8, \text{val} = 0.5$  即可。另外, 在实际算法实现上, 为了避免陷入局部极小值, 可将步骤 2 中的  $\text{left}$  和  $\text{right}$  计算改为左右两角度区间内, 多幅预测图像的 PCA 距离的平均。

## 5 实验验证

### 5.1 实验设定

本节以 Twin Otter 机载 SAR 为例, 对提出的

算法做出了验证。该机载 SAR 为正侧视, 聚束工作模式, 极化方式为 HH 单极化, 具体参数如表 1 所示。

表 1 实验采用的机载 SAR 参数表

参数	数值(单位)	参数	数值(单位)
高度	1164.69(m)	角度采样数	7200
地距	4346.67(m)	频率间隔	0.11(rad/m)
斜距	4500(m)	频率采样数	111
载频	9.6 (GHz)	孔径长度	227.64(m)
带宽	591 (MHz)	孔径角	$\pi/60$ (rad)
角度间隔	0.05( $^\circ$ )	孔径采样数	61

实验目标选定为 BMP2 和 BTR70 两类装甲车, 其长宽高依次为  $6.72 \text{ m} \times 3.15 \text{ m} \times 2.45 \text{ m}$  和  $7.53 \text{ m} \times 2.80 \text{ m} \times 2.32 \text{ m}$ 。目标的 CAD 模型均为真实尺寸, 且分别由 41140 和 30158 个三角面元构成, 图 3 显示了两装甲车的 CAD 模型。

由目标几何尺寸大小可知, 包含两类目标的最小外接圆半径  $R_T = 4.18 \text{ m}$ , 考虑到复杂目标存在着多次散射效应, 散射中心的支持域大于目标几何尺寸, 保守估计取  $R_T = 8 \text{ m}$ 。经式(3), 式(6)计算可知  $\Delta\theta \leq \pi/3107, \Delta k \leq \pi/16$ , 为了方便计算二者取值见表 1, 其中  $\Delta k$  的取值比最小采样间隔小得多, 这主要是考虑到电磁仿真计算中多频点的计算比多方位角的计算要容易许多。

### 5.2 仿真重构结果

针对 5.1 节中的 SAR 参数和 CAD 模型, 仿真了两类目标的 CSAR 回波, 并利用波数域 CSAR 成像算法对目标成像<sup>[12]</sup>, BMP2 的全方位 CSAR 成像如图 4 所示。

图 4 的结果由全方位 CSAR 回波成像所得, 包含了目标的全方位散射信息, 其外型轮廓清晰, 目标特征明显。如前方两个车灯、炮塔和底座构成的面角结构的散射较强。

对每类目标以  $2^\circ$  为间隔, 严格仿真了 180 幅聚束 SAR 图像, 作为检验重构图像准确与否的标准。另外, 用 CSAR 回波重构算法, 以及文献[4]中给出

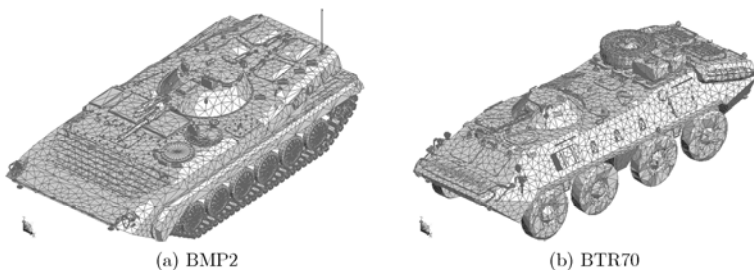


图 3 BMP2 和 BTR70 的 CAD 模型

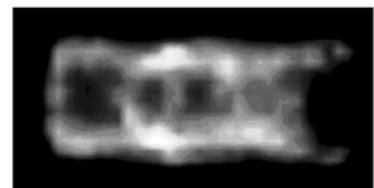


图 4 BMP2 的全方位角 CSAR 成像结果

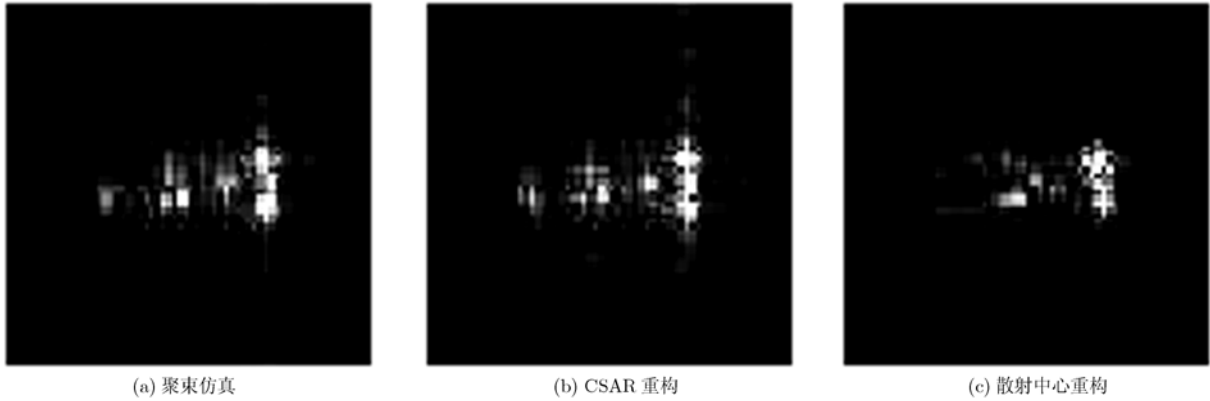


图 5 BMP2 目标 SAR 图像

的 3 维散射中心重构算法，分别对每类目标各自重构了 180 幅相同方位角度的目标 SAR 图像。为了定量验证目标重构的准确性，3 种仿真均不包含背景杂波，图 5 显示了 BMP2 的对比实验结果。

由图 5 可见，和散射中心重构图像相比，CSAR 重构图像更接近于严格的聚束仿真结果。为定量比较两重构算法的优劣，定义两图像  $\mathbf{A}, \mathbf{B}$  的相似度为

$$\text{ImSim}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{\text{vec}(\mathbf{A})^T \text{vec}(\mathbf{B})}{\|\text{vec}(\mathbf{A})\| \|\text{vec}(\mathbf{B})\|} \quad (16)$$

显然式(16)的值域在[0,1]之间，越接近于 1 说明二者越相似，重构算法越准确。图 6 为 BMP2 的两类重构算法的相似度计算结果，表 2 是统计不同算法相似度的均值与方差。

由图 6 可见，CSAR 重构优于散射中心重构。比较表 2 的统计结果，CSAR 重构相似度的均值较大，方差较小，证明了和散射中心重构算法相比，本文的重构算法，既精确，又稳定。另外，CSAR 重构一幅图像的平均时间为 0.05 s，而散射中心重构时间为 0.18 s，即本文算法的重构效率也较高。

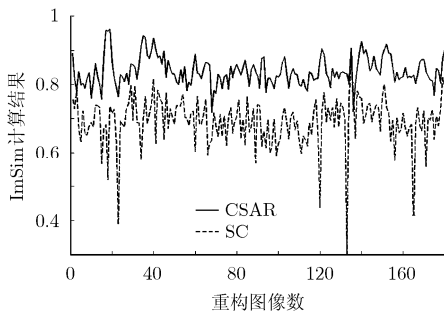


图 6 BMP2 目标重构结果的图像域相似度比较

表 2 BMP2 的相似度统计结果

方法	ImSim 均值(%)	ImSim 方差(%)
CSAR	83.86	0.18
散射中心	68.91	0.55

### 5.3 识别结果与比较

对于两类目标，各仿真了聚束 SAR 图像 180 幅作为测试样本，为使得测试样本接近于实测数据，同时仿真了背景杂波和阴影，且目标角度在  $360^\circ$  内均匀随机分布。利用本文提出的迭代识别算法，分别结合 CSAR 重构和散射中心重构进行了分类实验。另外还利用了 5.2 节中的模板数据，进行了基于模板的识别实验，基于模板的识别算法采用了 PCA+1NN 的分类算法，3 种识别结果的混淆矩阵如表 3-表 5。

表 3 基于 CSAR 模型的识别

Type	BMP2	BTR70	Pcc(%)
BMP2	177	3	98.33
BTR70	4	176	97.78
Ave			98.06

表 4 基于散射中心重构的识别

Type	BMP2	BTR70	Pcc(%)
BMP2	171	9	95.00
BTR70	6	174	96.67
Ave			95.83

表 5 基于模板的识别

Type	BMP2	BTR70	Pcc(%)
BMP2	172	8	95.56
BTR70	9	171	95.00
Ave			95.28

从识别算法的特征提取和识别判据上讲，3 种识别算法是一致的，其平均识别率结果为 CSAR 算法最优，散射中心算法次之，模板算法最差。识别率的不同可解释为连续获取目标训练样本的能力不同，对于模板算法获取目标模板是非连续的，以本

文参数为例, 目标模板间隔为  $2^\circ$ ; 对于散射中心算法, 虽然预测目标图像可连续获取, 但其散射特性是非连续的, 亦以  $2^\circ$  为间隔, 可称之为“准连续”; 而对于 CSAR 算法, 目标散射特性以  $0.05^\circ$  为间隔, 且可获取连续角度的目标 SAR 图像。另外, 如 5.2 节所述, CSAR 重构的准确性优于散射中心重构, 也是其识别率较高的原因之一。

由于 CSAR 重构的 SAR 图像更为准确, 故其迭代收敛的速度也较快, 迭代 5 步后 CSAR 算法的平均方位角误差为  $1.62^\circ$ , 而散射中心法的误差为  $2.51^\circ$ 。最后, 比较不同算法的后台数据存储量, 若以每实数占用 8 Byte 计算, 散射中心取 100 个, 图像模板维度为  $128 \times 128$  维, 则可估算出不同方法的后台数据存储量, 如表 6 所示。

表 6 不同重构识别算法的性能比较

性能指标	CSAR 模型	散射中心模型	图片模板
数据存储	12.79 MB	0.72 MB	47.19 MB
重构精度	高	低	\
重构速度	快	慢	\
连续预测	连续 $0.05^\circ$	准连续 $2^\circ$	不连续
识别率(%)	98.06	95.83	95.28

## 6 结束语

基于模型的识别算法是解决扩展工作条件下的 SAR 目标识别问题的可能途径之一, 也是下一代 SAR ATR 算法研究的热点。同传统识别算法相比, 本文提出的识别算法具有以下几点优势: 首先, 目标重构准确高效; 其次, 能重构连续方位角度的目标 SAR 图像, 且包含了目标散射特性在孔径内的变化; 最后, 二分查找搜索的方法能够使得识别过程快速收敛。当然本文还存在着不足之处, 主要是对扩展工作条件的考虑还有所欠缺, 在后续工作中将在更为复杂的工作条件下研究基于模型的 SAR ATR 问题。

## 参考文献

- [1] 韩征, 苏志刚, 韩萍, 吴仁彪. 基于样本正交子空间的 SAR 目标识别方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2581-2584. Han Z, Su Z G, Han P, and Wu R B. SAR target recognition method based on orthogonal subspace of samples[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(11): 2581-2584.
- [2] Timothy D R, Bradley J J, and Hudson L J, *et al.* SAR ATR-So What's the problem? An MSTAR Perspective[C]. Proc. of SPIE, 1999, 3721: 662-672.
- [3] Owen H and David B. Utilising feedback in adaptive SAR ATR systems[C]. Proc of SPIE, 2009, 7337(0M): 1-10.
- [4] Bhalla R, Ling H, and Moore J, *et al.* 3D scattering center representation of complex targets using the shooting and bouncing ray technique: a review[J]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 1998, 40(5): 30-39.
- [5] Wissinger J, Ristroph R, and Diemunsch J, *et al.* MSTAR's extensible search engine and model-based inferencing toolkit[C]. Proc of SPIE, 1999, 3721: 554-570.
- [6] Chiang H C and Moses R L. Model-based classification of radar images[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2000, 46(5): 1842-1854.
- [7] Bryant M L, Gostin L L, and Soumekh M. 3-D E-CSAR imaging of a T-72 tank and synthesis of its SAR reconstructions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(1): 211-227.
- [8] Ling H and Chou R. Shooting and bouncing rays: calculating the RCS of an arbitrarily shaped cavity[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1989, 37(2): 194-205.
- [9] Zhang R, Hong J, and Ming F. CASpatch: a SAR image simulation code to support ATR applications[C]. 2nd Asia and Pacific Conference on SAR, Xi'an, 2009: 502-505.
- [10] 张锐, 洪峻, 明峰. 基于电磁散射的复杂目标 SAR 回波与图像仿真[J]. 电子与信息学报, 2010, 091657. Zhang R, Hong J, and Ming F. SAR echo and image simulation of complex targets based on electromagnetic scattering[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2010, 091657.
- [11] 保铮, 邢孟道. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004, 第 6 章. Bao Z and Xing M D. Radar Imaging Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004, Chapter 6.
- [12] Soumekh M. Synthetic Aperture Radar Signal Processing with Matlab Algorithms[M]. New York: Wiley, 1999, Chapter 4.
- [13] 胡利平, 刘宏伟, 吴顺君. 一种新的 SAR 图像目标识别预处理方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2007, 34(5): 733-737. Hu L P, Liu H W, and Wu S J. Novel pre-processing method for SAR image based automatic target recognition[J]. *Journal of Xidian University*, 2007, 34(5): 733-737.
- [14] Chen Y, Blasch E, and Chen H, *et al.* Experimental feature-based SAR ATR performance evaluation under different operational conditions[C]. Proc. of SPIE, Orlando, USA, 2008, Vol.6968, 69680F.
- [15] 高贵, 何娟, 匡纲要等. SAR 图像目标方位角估计方法综述[J]. 信号处理, 2008, 24(3): 438-443. Gao G, He J, and Kuang G Y, *et al.* A survey of target's orientation estimation in SAR image[J]. *Signal Processing*, 2008, 24(3): 438-443.

张 锐: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为 SAR 信号处理、SAR 自动目标识别。  
洪 峻: 男, 1960 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为 SAR 定标技术、量化 SAR 图像应用等。  
明 峰: 男, 1978 年生, 副研究员, 研究方向为雷达信号处理、SAR 系统量化应用等。