

基于模糊聚类视区划分的 SAR 目标识别方法

李 娜, 刘 方

(国防科学技术大学 ATR 重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘 要: 现有基于模板匹配的 SAR 目标识别技术, 多通过姿态遍历来构建和存储基础模板库. 为降低计算消耗和存储开销, 借鉴计算机视觉中视区概念, 提出了一种基于非均匀视区划分的模板库精简方法. 结合关键特征矢量, 基于 Gustafson-Kessel (GK) 算法对视区作模糊聚类, 以识别概率最优控制视区划分策略并提炼原型模板. 采用典型舰船目标的 SAR 仿真图像集, 验证了方法在精简模板库、实现高效 SAR 自动目标识别方面具有可行性.

关键词: 合成孔径雷达; 自动目标识别; 视区; 模糊聚类

中图分类号: TNP957

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2012) 02-0394-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.02.030

A SAR Target Recognition Method Based on View-Aspects Partitioned by Fuzzy Clustering

LI Na, LIU Fang

(ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: The template-based classification, which is considered as a conventional synthetic-aperture radar (SAR) automatic target recognition (ATR) approach, needs a stored set of templates of the targets at a reasonable number of different orientations. However, it results in the great consumption of computation and storage. Depending on the term, View-aspect, in Computer Vision and thus an approach is proposed to construct simplified prototype templates to replace the conventional library. The prototype templates are extracted by the Gustafson-Kessel (GK) algorithm with target key features according to the rules of optimizing recognition rate. Experiment was runned on simulating SAR data sets of typical ship targets and the results demonstrate that the approach can not only simplify the templates, but also improve the recognition performance effectively.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); automatic target recognition; view-aspect; fuzzy clustering

1 引言

SAR (Synthetic Aperture Radar) 作为一种利用微波进行感知的主动传感器, 具有全天时、全天候、多波段、多极化工作方式, 且其穿透能力强, 成像分辨率高, 成为对地观测和军事侦察的重要手段. SAR 图像自动目标识别技术 (Automatic Target Recognition, ATR) 日益成为国内外学者研究的热点^[1,2,9~11].

SAR ATR 是指从 SAR 图像中检测出感兴趣的目标, 判定其所属类别的过程, 分为基于模板分类系统和基于模型分类系统^[3,4]. 基于模型的方法概念和计算复杂, 需要高水平推理和对模型实时 (近实时) 的预估^[5], 而基于模板的方法原理简单、容易实现, 因此获得广泛应用. 然而, SAR 成像机理特殊, 成像对目标姿态变化敏感, 在工程实现上, 基于模板分类系统为识别某类目标, 需要建立一个包含目标各种姿态的较完备的目标模板

库, 如美国国防高级研究计划署 (Defense Advanced Research Project Agency, 简称 DARPA) 和空军研究室 (Air Force Research Laboratory, 简称 AFRL) 提供的实测 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition) 地面目标数据, 如此庞大的模板库, 不仅占用存储空间, 而且匹配开销大. DARPA 开展了一项名为半自动图像情报处理 (Semi-Automated IMINT Processing, SAIP) 的计划^[3], 该计划在分类识别阶段对每类目标以 5° 方位角为间隔分组, 将每组训练样本的均值作为该组模板样本, 则 360° 方位角范围内每类目标形成 72 个模板. 在 Timothy Ross 等人发表的技术报告^[6]中, 是以每 10° 方位角为间隔进行划分, 三类目标共形成 108 个模板, 此后的许多研究工作都以此作为标准. 将训练样本按方位角均匀划分构建模板库的问题在于若方位角间隔取得过小, 在精简模板数量方面起不到明显的改善作用; 取得过大, 又会影响识别性能.

考虑到 SAR 成像特点及目标识别实时性的需要,结合计算机视觉分析中视区的概念,建立层次式的识别过程.运用 Gustafson-Kessel(GK)算法对目标模板库中样本进行非均匀划分,按照识别概率最优反馈形成最佳视区划分策略及对应的原型模板,设计了致密指数作为验证视区划分有效性的指标.对两类舰船目标 SAR 仿真图像集进行仿真验证,实验结果表明该方法在精简模板库、实现高效 SAR 自动目标识别上具有可行性.

2 模糊类协方差阵估计 FCM 算法

实际应用中,数据各类模式结构分布通常是不同的,点到模式类的距离不能采用简单的加权欧氏距离. Gustafson 和 Kessel 对标准的模糊 C-均值算法进行了改进^[7].算法使用的点 \mathbf{x} 到聚类的距离是一种改形的马氏距离

$$d_{GK}^2(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}_i) = \left| \boldsymbol{\Sigma}_i \right|^{\frac{1}{n}} (\mathbf{x} - \mathbf{v}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{v}_i) \quad (1)$$

\mathbf{v}_i 表示 ω_i 类的中心矢量, $\boldsymbol{\Sigma}_i$ 是第 i 类的模糊协方差矩阵, $\boldsymbol{\theta}_i$ 是 ω_i 类的参数集.

GK 算法的准则函数是

$$J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{GK}^2(\mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta}_i) \quad (2)$$

其中, u_{ij} 表示目标 \mathbf{x}_j 属于 ω_i 类的程度即隶属度,模糊指数 m 为表征聚类模糊程度的可调参数, m 越大各聚类之间的重叠越多^[8], $m \in [1, \infty)$, 通常取 $m = 2$.

GK 算法在迭代寻优过程中,不断更新各类的中心及隶属度矩阵各元素的值,直到准则函数达到最小值,得到参数的更新部分为:

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)(\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (4)$$

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(d_{GK}^2(\mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta}_i) / d_{GK}^2(\mathbf{x}_j, \boldsymbol{\theta}_k) \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (5)$$

3 目标特征的分析与提取

获取计算机视觉特征是 SAR 图像目标特征提取的一种常见的方法.常用的特征有纹理特征、尺寸特征、对比度特征、极化特征、最小外接矩形^[9]、轮廓特征^[10,11]等. SAR 目标识别问题的复杂性,使得使用单一特征来进行 SAR 的识别都将是不可靠的,为增强鲁棒性,需要多种特征的综合运用.本文对检测后的 ROI 区域,提取如下四个与目标几何特性相关的特征.

3.1 NMI(Normalized Moment of Inertia)特征

NMI 特征是一种较常用的目标特征提取方法,用来计算图像归一化转动惯量.其计算公式为:

$$NMI = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N ((i - \bar{i})^2 + (j - \bar{j})^2) f(i, j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)}} \quad (6)$$

其中: (\bar{i}, \bar{j}) 代表目标区域的质心, $f(i, j)$ 代表目标区域像素灰度值.

NMI 反映了目标的形状特征.不同的目标 NMI 值一般不同,相同的目标若形状不同, NMI 值也不同. SAR 图像目标在不同方位角下,几何形状差异较大,因此可以根据 NMI 的特性将不同方位角下形状相似, NMI 值相近的样本聚为一类.

3.2 主轴两侧灰度对比度

根据电磁散射理论,目标总的电磁散射可看作某些局部位置上电磁散射的合成,这些局部性的散射源被称为散射中心. SAR 图像通常表现为稀疏的散射中心的分布^[12],且散射中心散布在目标主轴两侧^[13];随着目标姿态角变化,散射中心的位置与强度发生改变,表现在图像上就是目标几何形态和灰度分布的差异,如图 1 所示.在图 1 中,用黑色实线粗略的标出舰船目标主轴,主轴的求解详见文献^[13],定义灰度对比度来描述这种变化.



图1 目标关于主轴分布变化

记大于主轴直线方程一侧的目标点构成的区域为 Ω_1 ,各点灰度值和为 $grey1 = \sum_{(i,j) \in \Omega_1} f(i, j)$;另一侧区域 Ω_2 内,各点灰度值和为 $grey2 = \sum_{(i,j) \in \Omega_2} f(i, j)$,则主轴两侧灰度对比度为:

$$GR = grey1 / grey2 \quad (7)$$

3.3 紧致度

似圆度特征定义为 $C = P^2 / 4\pi A$, P 表示周长, A 表示面积.相同面积下各种形状物体,圆形周长最短,似圆度 $C = 1$.随着周界凹凸变化,周长 P 增加,引起不规则形状物体等效半径增大,若以该等效半径构成等效圆,则等效圆面积与原面积的比值(即为 C)也会相应增大.因此,将似圆度改写:

$$L = \pi \cdot \bar{r}^2 / A = \pi \cdot \sum_{(i,j) \in \Omega} ((i - \bar{i})^2 + (j - \bar{j})^2) / (P \cdot A) \quad (8)$$

其中, $\bar{r} = \sqrt{\sum_{(i,j) \in \Omega} ((i - \bar{i})^2 + (j - \bar{j})^2) / P}$ 为等效半径.该特征在计算时充分考虑了物体边界变化对平均半径的影响,能比似圆度更好描述物体形状复杂程度,因此将该特征称为紧致度.对方位角覆盖 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的两

类形状相似的舰船目标样本集,分别提取其似圆度和紧致度,特征与方位角关系如图 2.图 2(a)部分曲线重合,似圆度不能有效区分这一方位区间内两类目标样本,而紧致度较好的描述了两类目标形状的差异,实现两类目标有效分离.

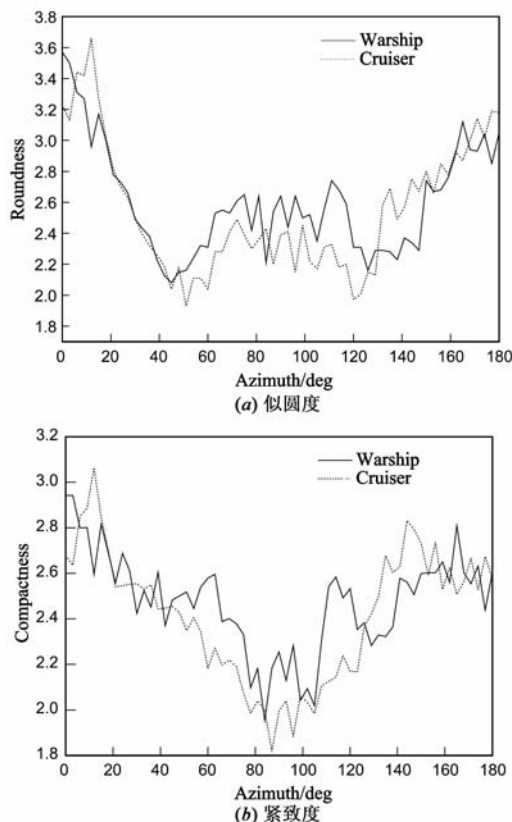


图2 两类舰船目标似圆度和紧致度对比图

3.4 目标半径偏差

记目标边界点所构成的集合为 Ω ,则定义目标半径偏差为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (r_i - r_e)^2} \quad (9)$$

其中, $r_e = \sum_{(i,j) \in \Omega} \sqrt{(i-\bar{i})^2 + (j-\bar{j})^2} / P$ 为目标边界点到质心的平均距离,简称平均半径, r_i 为目标边界点到质心的距离.目标半径偏差,反映了目标边界点到质心距离与平均半径的偏离程度.

4 视区划分和目标识别过程描述

4.1 视区划分基本思想

在计算机视觉分析中,视区是指人眼能够看到的成像的连续性区域.目标 SAR 成像姿态敏感,但其姿态范围内具有相似性.将成像相近或者变化规律相近的姿态聚合在一起,形成一个视区,可有效简化目标特征库.

建立视区的基本思想是:首先对目标每一个姿态

的 SAR 图像提取目标及其特征表述;其后依据一定的相似性准则进行视区划分;最后提取每个视区最有代表性的原型模板以及参数.在文献[14]中,视区定义为一组相近图像的集合,它包含三个参数:原型模板、原型模板参数和视区长度.本文讨论重点是针对检测后形成的目标感兴趣区域(Region of Interest, ROI)切片,进一步完成目标识别任务,目标检测算法不作重点论述,在后续实验中,我们采用传统 CA-CFAR(单元平均恒虚警率)技术,得到目标分割区域.

4.2 基于视区划分的目标识别算法流程

(1)生成 SAR 仿真图像集.利用 SAR 图像仿真算法对两类或多类(本文以两类为例)舰船目标在某一俯仰角下, $0^\circ \sim 180^\circ$ 方位角范围内每隔 3° 生成一幅图像,得到一系列目标图像集,形成目标多姿态下较完备,数量较大的初始模板库;

(2)目标检测.参照 CFAR 技术实现目标 ROI 切片提取,利用 CA-CFAR 分割提取目标区域;

(3)目标特征提取.检测得到各样本目标区域后,对目标区域提取特征,组成特征矢量 (NMI, GR, L, σ),构成目标特征参数模板库.

(4)划分视区.视区划分的过程类似于分类器训练的过程.根据划分指数 (Partition Coefficient, PC) 和 Xie-Beni 指数 (XB)^[15] 与类数 c 的关系,粗略的确定类数 c 的取值范围;然后,运用 GK 算法对每类目标特征参数模板库进行无监督聚类,聚类后的每一类称为一个视区,由于每类目标聚类数不确定,因此有多种视区划分方式;通过排列组合确定多类目标间可能的视区组合方式,再将多类目标仿真样本集作为训练样本,与每一视区组合方式下的原型模板库进行匹配,选定识别率最高的一组,作为最终视区划分方式.提取视区参数,构建出原型模板库.

(5)目标分类.分类器采用最小距离的模板匹配方法,将待识别图像特征参数同多类目标的原型模板库进行匹配,距离最近的一类目标模板,即为待识目标所属的类别.

本文识别算法流程图如图 3 所示.

4.3 提取视区参数

通过 GK 算法,某类目标的 N 幅图像形成了 c 个视区,每个视区含有的样本数为 $M_i, i = 1, 2, \dots, c, M_i$ 即为视区的长度.视区中,每幅图像都以一定的程度属于该视区,把隶属度最大的图像 $A_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 定义为视区的原型模板,则 c 类视区组成原型模板集 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_c\}$.视区原型模板参数定义为:

$$A_{V_i} = \left(\sum_{j=1}^{M_i} u_{ij} \mathbf{x}_j + \mathbf{v}_i \right) / \left(\sum_{j=1}^{M_i} u_{ij} + 1 \right), i = 1, 2, \dots, c \quad (10)$$

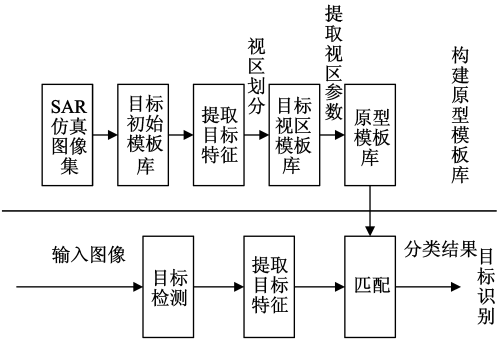


图3 目标识别流程图

隶属度 u_{ij} 反映了视区内各幅图像对原型模板参数的贡献即权值。

4.4 致密指数

为衡量视区划分的有效性,本文定义了致密指数. 对于两类目标识别问题(多类目标识别可以以两类目标识别为基础进行扩展),设模式集分别为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$, 原型模板参数集分别为 $V_X = \{v_{x1}, v_{x2}, \dots, v_{xn}\}$, $V_Y = \{v_{y1}, v_{y2}, \dots, v_{ym}\}$. 定义致密指数为:

$$d = \sum_{i=1}^N \frac{\min_{s=1,2,\dots,n} \|x_i - v_{xs}\|^2}{\min_{t=1,2,\dots,m} \|x_i - v_{yt}\|^2} + \sum_{j=1}^M \frac{\min_{t=1,2,\dots,m} \|y_j - v_{yt}\|^2}{\min_{s=1,2,\dots,n} \|y_j - v_{xs}\|^2} \tag{11}$$

每个样本都可以定义一个 $d_i = \min_{s=1,2,\dots,n} \|x_i - v_{xs}\|^2 / \min_{t=1,2,\dots,m} \|x_i - v_{yt}\|^2$, 如果分类正确, 则 $0 < d_i < 1$; 若样本被错分, 则 $d_i > 1$, $d_i > 1$ 的个数也就是样本被错分类的个数. 这个指数综合了类内的密集测度和类间的密集测度, 对于类内较密集, 类间分离较大的聚类, d 值较小.

5 实验验证及结果分析

本文所用的数据集是 SAR 仿真图像集, 具体仿真成像算法见文献[16]. 实验对两类形状相似、大小相近的不同舰船目标进行验证, 其中, 一类是巡洋舰, 一类是战列舰, 图 4 是两类舰船目标的三维模型图. 本文分别对两类目标在 15° 入射角下, $0^\circ \sim 180^\circ$ 方位角范围内, 每隔 3° 采集 61 幅图像组成目标初始模板库进行目标识别实验. 具体成像参数为: HH 极化, 中心频率 15G, 带宽 50MHz, 分辨率 3m. 舰船目标方位角的规定如图 5 所示. 图 6 列出了是两类舰船目标在 15° 俯仰角下部分仿真图像样本集.

对两类目标样本提取特征参数, 在 GK 算法下, 根据 PC 、 XB 与 c 的变化关系, 粗略确定每类目标类数 c 的取值范围. c 的取值范围不宜过大, 否则视区可能组合数增多, 会增大训练开销. 综合考虑, 初步确定模糊聚类的类数 $c = \{3, 4, 5\}$.

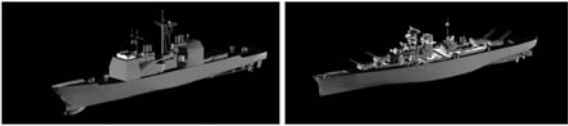


图4 舰船目标三维模型图

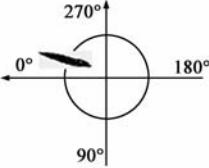
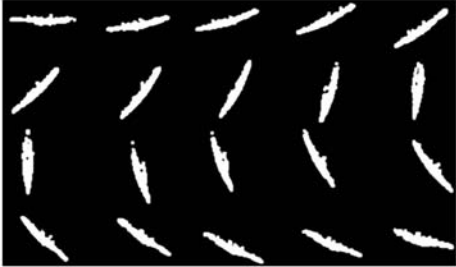


图5 舰船目标方位角的规定



(a) 巡洋舰



(b) 战列舰

图6 目标SAR仿真图像

将两类目标共 122 幅图像的特征参数 (NMI , GR , L , σ) 作为训练样本输入到分类器中, 与各视区组合方式下的原型模板库进行匹配. 目标识别正确率定义为正确分类样本数与输入样本总数之比, 识别结果如表 1 所示.

表 1 视区训练结果

视区组合方式	战列舰错 识样本数	巡洋舰错 识样本数	战列舰 识别率	战列舰 识别率	致密 指数
$B3 * T3$	5	3	91.80%	95.08%	58.865
$B3 * T4$	7	4	88.52%	93.44%	74.4006
$B3 * T5$	6	5	90.16%	91.80%	76.8762
$B4 * T3$	7	2	88.52%	96.72%	61.248
$B4 * T4$	6	5	90.16%	91.80%	89.3955
$B4 * T5$	6	5	90.16%	91.80%	95.6386
$B5 * T3$	7	11	88.52%	81.97%	72.8594
$B5 * T4$	4	12	93.44%	80.33%	81.5285
$B5 * T5$	4	10	93.44%	83.61%	63.5754

注: B_i 代表战列舰视区数目, T_j 代表巡洋舰视区数目, $B_i * T_j$ 表示战列舰视区划分为 B_i 与巡洋舰划分为 T_j 的组合

表 1 中, $B3 * T3$ 组合下, 目标的平均正确识别率要高于其他组合, 而且致密指数最小. 因此最终确定战

列舰视区数目为 3,巡洋舰视区数目为 3,两类目标视区参数如表 2 所示.通过划分视区建立起原型模板库,战列舰原型模板数为 3,巡洋舰原型模板数为 3,与初始模板库相比,大大缩减了数据库模板的数量,提高了匹配识别的速度.

表 2 视区参数		
战列舰视区参数		
视区	原型模板参数	视区长度
视区一	(0.769,1.016,2.508,8.052)	26
视区二	(0.703,1.009,2.026,7.35)	6
视区三	(0.771,1.22,2.514,8.274)	29
巡洋舰视区参数		
视区	原型模板数	视区长度
视区一	(0.715,1.088,2.090,6.055)	23
视区二	(0.822,0.934,2.644,7.777)	15
视区三	(0.840,1.238,2.583,7.830)	23

选择俯仰角 17°时巡洋舰和战列舰两类目标数据集进行测试,除俯仰角外,其他成像参数与训练样本相同.在方位角 0°~180°范围内,每类目标随机抽取 30 幅图像用于测试,两类目标共有 60 幅.按照本文方法的处理流程,对输入图像提取特征参数 (NMI, GR, L, σ),然后与原型模板库进行匹配,匹配模板对应的目标类型即是待识别样本的归属类型,识别结果见表 3.

表 3 测试样本识别结果			
	战列舰	巡洋舰	识别率
战列舰	26	4	86.67%
巡洋舰	0	30	100%

为了将本文方法与常用的等间隔方位角划分建立模板的方法相比较,在俯仰角 15°样本数据集上,按方位角大小变化,相邻的每 4 幅图像样本(方位角间隔约 10°)取平均建立模板,两类目标共建立约 30 幅模板,随机抽取俯仰角 17°时目标数据对建立的模板集进行识别测试;再按相邻每 20 幅样本图像(方位角间隔约 60°)进行划分,重复上述实验,识别结果见表 4.

从表 4 可以看出,按方位角间隔约 10°进行划分建立模板集的测试识别率与本文方法相差不大,但其模板的数量确是本文方法建立的原型模板库的 5 倍.按方位角间隔约 60°进行划分建立的模板集数量虽然与原型模板库相同,但是其识别率却大大降低.

运用面向目标可视化特性的非监督聚类的方法,非均匀划分模板库建立视区,提炼统一视区的原形模板,与通过等间隔划分方位角区间建立模板库的方法相比,大大缩减了模板库的容量,提高了识别实时性,且目标识别率也较高.本文仅对两类舰船目标进行了验证,该方法也可以应用在坦克,装甲等其他机动目标,同时多类目标的识别可以在两类目标的基础上扩

展.实验使用的数据是 SAR 仿真图像数据,与真实的 SAR 图像数据相比存在一定的差距,但是仍可以说明本文算法的可行性和有效性.

表 4 等间隔方位角划分方法识别结果				
相邻每 4 幅(约 10°)取平均建立模板				
	战列舰	巡洋舰	识别率	模板数量
战列舰	26	4	86.67%	15
巡洋舰	2	28	93.33%	15
相邻每 20 幅(约 60°)取平均建立模板				
	战列舰	巡洋舰	识别率	模板数量
战列舰	5	25	16.67%	3
巡洋舰	8	22	73.33%	3

6 小结

本文基于计算机视觉分析中视区的概念,采用 GK 算法遍历各姿态下目标 SAR 图像,将成像相近或者变化规律相似的、相邻姿态的图像聚合在一起,建立视区,提炼出原型模板库,同时为反映视区划分的有效性提出了致密指数.对两类舰船目标 SAR 仿真图像集进行验证,结果显示该方法在精简模板库、实现高效 SAR 自动目标识别上具有可行性.本文使用的仿真图像没有考虑杂波干扰情况,对在杂波情况下的分类识别,以及如何进一步挖掘目标细节特征和散射特征用于视区划分等还需进一步的实验和研究.

参考文献

[1] 张静,王国宏,等.基于二维子分类鉴别分析的 SAR 图像识别方法研究[J].电子学报,2010,38(4):798-803.
Zhang Jing, Wang Guohong, et al. An efficient two-dimensional subclass discriminant analysis approach for SAR Image Recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 798-803. (in Chinese)

[2] 龙泓琳,皮亦鸣,等.基于非负矩阵分解的 SAR 图像目标识别[J].电子学报,2010,38(6):1425-1429.
Long Honglin, Pi Yiming, et al. Non-negative matrix factorization for target recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1425-1429. (in Chinese)

[3] Novak L M, Owirka G J, Brower W S, et al. The automatic target recognition system in SAIP[J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1997, 10(2): 187-202.

[4] Diemunsch J, Wissinger J. Moving and stationary target acquisition and recognition (MSTAR) model-based automatic target recognition; search technology for a robust ATR[A]. Proceedings of SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V[C]. Orlando, FL, 1998, 3370: 481-492.

[5] Keydel E R, Williams W, Sieron R, et al. Reasoning support and uncertainty prediction in model-based vision SAR ATR

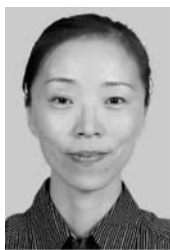
- [A]. Proceedings of SPIE, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery VI[C]. Orlando, FL, 1999. 3721:620 – 631.
- [6] Timothy R, Stephen W, et al. Standard SAR ATR evaluation experiment using the MSTAR public release data set[A]. Proceedings of SPIE, Algorithm for Synthetic Aperture Radar Imagery V[C]. Orland, FL, 1998. 3370(4):566 – 573.
- [7] Gustafson D E, Kessel W C. Fuzzy clustering with fuzzy covariance matrix[A]. Proceedings of the IEEE CDC[C]. San Diego, 1979. 761 – 766.
- [8] Costel Sarbu, Katharina Zehl, Jürgen W. Einax. Fuzzy divisive hierarchical clustering of soil data using GustafsonKessel algorithm[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2007, 86(1):121 – 129.
- [9] Saghi J A, Cary D A. A rectangular-fit classifier for synthetic aperture radar automatic target recognition[A]. Proceedings of SPIE, Applications of Digital Image Dates[C]. San Diego, 2007. 6696:66961B-1 – 66961B-11.
- [10] Nicoli L P, Anagnostopoulos G C. Shape-based recognition of targets in synthetic aperture radar images using elliptical Fourier descriptors[A]. Proceedings of SPIE, Automatic Target Recognition XVIII[C]. Orland, FL, 2008. 6967: 69670G-1-69670G-12.
- [11] Anagnostopoulos G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors[J]. Nonlinear Analysis, 2009, 71(12): e2934 – e2939.
- [12] 孙真真. 基于光学区雷达目标二维像的目标散射特征提取的理论及方法研究[D]. 国防科技大学大学, 2001.
- [13] 高贵, 何鹃, 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 Gui, He Juan, et al. A survey of target's orientation estimation in SAR image[J]. Signal Processing, 2008, 24(3):438 – 443. (in Chinese)
- [14] 王建平. SAR 图像仿真及目标识别研究[D]. 国防科学技术大学, 2008.
- [15] 孙即祥. 现代模式识别(第二版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008, 367 – 373.
- [16] 孙玉康, 王润生, 等. 用于舰船目标 SAR 成像仿真的高频区 RCS 计算[J]. 计算机应用, 2007, 27(9): 2120 – 2122.
- Sun Yukang, Wang Runsheng, et al. Computation of radar cross section in high frequency region for SAR imaging simulation of ship targets[J]. Computer Applications, 2007, 27(9): 2120 – 2122. (in Chinese)

作者简介



李 娜 女, 1986 年生于山东济南. 国防科学技术大学博士研究生. 研究方向为 SAR 图像目标识别、图像处理.

E-mail: linaln0412@163.com



刘 方 女, 1970 年生于山东济南. 国防科学技术大学副教授、硕士生导师. 主要研究领域: 图像分析理解、模式识别与信息融合.