

# 一种基于样本筛选的极化 SAR 图像 目标对比增强新方法

徐 牧 肖顺平 王雪松

(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073)

**摘 要** 针对极化 SAR 图像目标检测问题,研究了极化 SAR 图像目标对比增强方法。特别针对待增强目标或待抑制杂波为极化特性复杂的非均匀区域的情况,提出了一种基于样本筛选的对比增强新方法。对于利用人工划分而粗略获得的目标及杂波样本候选区,该新方法首先基于极化分解理论筛选出具有不同散射机理类型的两类像素点,分别作为目标及杂波样本的初步筛选结果;然后在此基础上,基于 Wishart 统计检验理论进一步选取初步筛选结果中极化统计特性相近的像素点,以获得样本最终的筛选结果。通过上述筛选技术的综合利用,可有效改善直接采用人工划分样本进行目标对比增强的增强效果。基于 E-SAR 全极化实测数据的实验结果表明,该新方法是有效的。

**关键词** 极化 SAR 目标对比增强 样本筛选

中图法分类号: TN957.52, TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2230-07

## A Novel Scheme of Target Contrast Enhancement in POL-SAR Imagery Based on Sample Selection Strategy

XU Mu, XIAO Shun-ping, WANG Xue-song

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** Aiming to detect interesting targets in polarimetric SAR imagery, the problem of target contrast enhancement is studied in this paper, and a novel scheme based on the strategy of sample selection is proposed for heterogeneous areas having complex polarimetric properties. Firstly, a preliminary sample selection is achieved by treating two categories of pixels with different scattering mechanisms as sample pixels of target and clutter. Secondly, a further selection is complemented by a test statistic of wishart distribution, which treats pixels with similar polarimetric statistics as the final qualified samples. The novel scheme can enhance the performance merely acquired merely by the rough selection of pixel samples with manual intervention, and its validity is indicated by experimental results with E-SAR polarimetric SAR data sets.

**Keywords** polarization, synthetic aperture radar(SAR), target contrast enhancement, sample selection

## 1 引 言

极化 SAR 图像的目标对比增强在数学上可抽象为带约束的最优化问题,即可以通过寻找最优的

收发极化来实现感兴趣目标与背景杂波之间对比度的增强。许多研究者提出了众多增强的优化模型及具体的求解算法<sup>[1-8]</sup>。其中典型的模型有基于 Kennaugh 矩阵的非线性优化模型<sup>[1-3]</sup>、最优极化匹配滤波器模型<sup>[5]</sup>等;典型的算法有拉格朗日乘数

基金项目:全国优秀博士学位论文专项资金项目(08100101);教育部新世纪优秀人才计划项目(NCET-04-0997)

收稿日期:2008-06-10;改回日期:2008-08-20

第一作者简介:徐 牧(1979 ~ ),男,2009 年于国防科技大学获博士学位,现为空军装备研究院雷达与电子对抗研究所工程师。主要研究方向为雷达信息处理、极化 SAR 图像处理。E-mail:xumu1979xm@yahoo.com.cn

法<sup>[1,3]</sup>、基于序贯去约束最小化法<sup>[1-2]</sup>等。

目前,绝大多数目标对比增强的实际应用都是根据增强的任务需求或先验知识,首先由操作人员基于极化 SAR 图像判读,采用人工划分的方法选取目标及杂波的训练样本;然后利用训练样本估计获得目标及杂波的极化特性,再基于一定的对比增强模型实现增强任务<sup>[1,7]</sup>。但上述样本选取策略严重依赖于操作人员的图像判读能力及经验水平,具有一定的主观性。此外,在非均匀区域内部,像素点的极化特性可能较为复杂,基于人工划分获得的训练样本可能无法准确反映目标或杂波的极化特性,从而影响最终的增强性能。因此,对于极化 SAR 图像中极化特性较为复杂的非均匀目标或杂波区域,应在人工划分获得其初始样本的基础上,通过相应处理筛选出可以更好地满足增强需求的像素点,并以此来估计目标及杂波的极化特性,这将有望改善目标对比增强性能。

为此,针对增强任务中待增强目标或待抑制杂波为极化特性复杂的非均匀区域的情况,本文提出了一种基于样本筛选的对比增强新方法。该方法通过基于散射机理分类的初步筛选及基于 Wishart 统计检验的最终筛选,将人工划分样本中更能够体现目标及杂波极化散射特性差异的像素点作为样本,利用最终筛选获得的样本估计目标及杂波的极化特性,以便在此基础上实现增强。通过上述筛选技术的综合利用,使同属于目标(或杂波)的样本点的极化特性更为接近,而目标与杂波样本点间极化特性的差异更为明显,可有效改善极化 SAR 图像的目标对比增强性能。基于全极化 SAR 实测数据验证了该方法的有效性。

## 2 基于样本筛选的目标对比增强

### 2.1 增强原理

极化 SAR 图像目标对比增强的处理流程通常为:操作人员通过对极化 SAR 图像的判读来选取散射强度接近的局部像素点集作为目标及杂波的训练样本<sup>[1,7]</sup>。但当目标或杂波为极化特性复杂的非均匀区域时,上述人工划分的准确性值得商榷。由于目标或杂波区域的极化特性较为复杂,致使散射强度相近的像素点的极化特性未必相似;同时基于散射强度相近准则的人工划分结果较为粗糙,极有可能将极化特性不同的像素点共同视为目标或杂波样

本而影响最终的增强,因此,针对样本区域人工划分可能存在的不足,有必要对人工划分的样本像素点进行筛选,以选出可更好满足增强需求的像素点。

在选取样本像素点时,首先可基于极化散射机理分类来对人工划分获得的样本像素点进行初步筛选。为阐述方便,本文将基于散射强度相近准则进行人工划分获得的初始样本区域称为“样本候选区”。对于极化特性较为复杂的目标或杂波区域,可首先利用极化分解理论获得各自区域内像素点的散射机理类型;然后在此基础上,根据一定的散射机理类型选择准则(将在后续部分详细阐述),从目标及杂波候选区中筛选出具有不同散射机理类型的两类像素点,分别作为二者的“初步筛选样本点集”。极化对比增强在本质上是基于目标与杂波极化特性的不同<sup>[1]</sup>,而初步筛选可有效增大目标与杂波极化特性的差异,这无疑将有利于目标对比增强性能的改善。

其次,引入极化统计特性分析可进一步指导样本像素的筛选,可在初步筛选结果中选择极化特性更为一致的样本点,以获得更为理想的增强效果。由于极化分解对目标极化特性的分析较为粗糙<sup>[9]</sup>,仅能将像素点散射机理分为较少几类,因此对极化特性复杂的目标的区分能力有限。极化统计特性分析是极化 SAR 信息处理的重要内容,其已被广泛应用于监督/非监督的地物分类、边缘检测等经典问题中<sup>[10-13]</sup>。其中,由于复 Wishart 分布是描述极化 SAR 图像分布式地物协方差矩阵统计特性的经典模型,可用于判别不同的协方差矩阵是否满足相同的统计分布,因此可在样本初步筛选的基础上,基于 Wishart 统计检验理论,从初步筛选的样本点集中选取极化统计特性更为接近的像素点来作为最终筛选样本点集,以保证同类目标内部样本点间的极化特性更为接近。由于利用这些样本估计获得的极化特性可有效表征其所属区域的极化特性,因此有利于实现更为理想的目标整体增强效果。

### 2.2 算法流程

基于样本筛选的极化 SAR 图像目标对比增强算法流程可概述为:

(1)将目标及杂波样本候选区的像素点集分别记为  $\mathbf{G}_T$  (下角 T 代表 target) 和  $\mathbf{G}_C$  (下角 C 代表 clutter)。以  $\mathbf{G}_T$  为例,对于  $\forall p_{i,j} \in \mathbf{G}_T$ ,可首先基于极化分解获得其散射机理类型,然后根据一定准则选取某种散射机理类型的像素点集作为目标区域的初

步筛选样本点集,记为  $\mathbf{G}_T^0$ ,选取准则的设计将在 2.3 节中详细阐述;

(2) 统计  $\mathbf{G}_T^0$  的平均协方差矩阵,记为  $\mathbf{C}_T^0$ 。对于  $\forall p_{i,j} \in \mathbf{G}_T^0$ ,首先基于 Wishart 统计检验衡量点  $p_{i,j}$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}_{i,j}$  与  $\mathbf{C}_T^0$  的相似性,然后选择与  $\mathbf{C}_T^0$  极化统计特性相似的像素点作为目标区域的最终筛选样本点集,记为  $\mathbf{G}_T^{\text{new}}$ ;

(3) 同理,对于  $\forall p_{i,j} \in \mathbf{G}_C$ ,先采用与步骤(1)类似的处理来获得杂波区域的初步筛选样本点集,然后采用与步骤(2)类似的处理进一步获得杂波的最终筛选样本点集,记为  $\mathbf{G}_C^{\text{new}}$ ;

(4) 基于  $\mathbf{G}_T^{\text{new}}$  和  $\mathbf{G}_C^{\text{new}}$  统计获得目标及杂波区域的平均协方差矩阵,分别记为  $\mathbf{C}_T^{\text{new}}$  和  $\mathbf{C}_C^{\text{new}}$ ;

(5) 基于  $\mathbf{C}_T^{\text{new}}$  和  $\mathbf{C}_C^{\text{new}}$  (或各自对应的 Kenough 矩阵),通过选择适当的极化对比增强模型<sup>[2,5]</sup>来计算增强后图像中每一像素点的接收功率,以实现对比增强。

## 2.3 样本初步筛选

### 2.3.1 基于极化分解的散射机理分类

极化分解理论是分析地物散射机理类型的有效方法<sup>[9]</sup>。在众多极化分解方法中, Freeman 和 Durden 提出的基于物理散射模型的分解方法(以下简称 Freeman 分解)<sup>[14]</sup>及 Cloude 和 Pottier 提出的基于特征值分析的分解方法<sup>[9]</sup>(以下简称  $H/\alpha$  分解)是最为典型的两种方法。二者性能各有优劣,较之  $H/\alpha$  分解,由于 Freeman 分解的物理意义更明确,且不同类型散射机理的划分准则也更容易界定<sup>[15]</sup>,因而更适合本文的处理需求。为此,本文选择 Freeman 分解来进行散射机理分类。

Freeman 分解将目标总散射分解为奇次、偶次及体散射 3 种基本类型,令  $P_o, P_e$  及  $P_v$  分别为奇次散射、偶次散射及体散射的散射功率,则 3 种基本散射机理的比例系数定义为

$$k_o = \frac{P_o}{P_o + P_e + P_v}, k_e = \frac{P_e}{P_o + P_e + P_v}, k_v = \frac{P_v}{P_o + P_e + P_v} \quad (1)$$

对于极化 SAR 图像中任意像素点  $p_{i,j}$ ,可基于式(2)判别其散射机理类型

$$p_{i,j} \in \begin{cases} \mathbf{G}_o & k_o = \max\{k_o, k_e, k_v\} \& k_o > \eta \\ \mathbf{G}_e & k_e = \max\{k_o, k_e, k_v\} \& k_e > \eta \\ \mathbf{G}_v & k_v = \max\{k_o, k_e, k_v\} \& k_v > \eta \\ \mathbf{G}_n & \max\{k_o, k_e, k_v\} \leq \eta \end{cases} \quad (2)$$

此处  $\eta$  为判决门限,  $\mathbf{G}_o, \mathbf{G}_e, \mathbf{G}_v$  和  $\mathbf{G}_n$  分别表示奇次散射类、偶次散射类、体散射类及无显著散射机理类。其中,  $\mathbf{G}_n$  中的像素点的散射机理较为复杂,分解获得的 3 种基本散射分量,由于其中的两种可能具有接近的散射功率,因此不存在明显的主散射机理。当散射最强的散射分量占总散射的比例超过一定门限时,则认为像素点存在主散射机理,此时可将与散射最强的分量对应的散射机理作为该像素点的散射机理类型;否则,认为其散射机理类型不明显。当最强分量的散射功率超过总散射功率的 50% 时,则假设像素点存在主散射机理是完全合理的,这一准则在文献[15]中也有所阐述,因此可取式(2)中的  $\eta = 0.5$ 。

### 2.3.2 筛选准则

对于极化特性较为复杂的非均匀目标或杂波区域,基于一定准则选择不同散射机理类型的像素点作为各自的样本,可突出目标与杂波极化特性的差异。本节给出一条有效的筛选准则:基于 Freeman 分解来获得目标样本候选区内每一像素点的散射机理类型,并统计该区域内奇次、偶次及体散射像素点数目,分别记为  $N_o, N_e$  及  $N_v$ 。定义该区域内 3 种散射机理像素点所占的比例系数为

$$\eta_i = \frac{N_i}{N} \quad i = o, e, v \quad (3)$$

其中,  $N$  为目标样本候选区内的像素点总数。对 3 个比例系数进行降序排列,构建的目标样本矢量  $\boldsymbol{\eta}_T$  为

$$\boldsymbol{\eta}_T = [\eta_{i_1} \quad \eta_{i_2} \quad \eta_{i_3}]^T \quad \eta_{i_1} \geq \eta_{i_2} \geq \eta_{i_3} \quad (4)$$

将目标样本候选区内对应不同散射机理类型的像素点集分别记为  $\mathbf{G}_T^o, \mathbf{G}_T^e$  和  $\mathbf{G}_T^v$ ,将  $\boldsymbol{\eta}_T$  中  $i_1, i_2$  所对应的散射机理类型称为目标样本候选区的主要散射机理类型和次要散射机理类型。同理,对于杂波样本候选区,构建的杂波样本矢量  $\boldsymbol{\eta}_C$  为

$$\boldsymbol{\eta}_C = [\eta_{j_1} \quad \eta_{j_2} \quad \eta_{j_3}]^T \quad \eta_{j_1} \geq \eta_{j_2} \geq \eta_{j_3} \quad (5)$$

将杂波样本候选区内对应不同散射机理类型的像素点集分别记为  $\mathbf{G}_C^o, \mathbf{G}_C^e$  和  $\mathbf{G}_C^v$ ,将  $\boldsymbol{\eta}_C$  中与  $j_1, j_2$  对应的散射机理类型分别称为杂波样本候选区的主要散射机理类型和次要散射机理类型。

不失一般性,考虑  $\eta_{i_1} > \eta_{j_1}$  的情况。此时目标样本候选区的主要散射机理类型更为明显,可选择目标样本候选区内散射机理类型为  $i_1$  的像素点作为

目标的初步筛选样本点集,记为  $\mathbf{G}_T^0 = \mathbf{G}_T^1$ ;杂波候选区内样本像素的初步筛选准则可相应地表述为

$$\mathbf{G}_C^0 = \begin{cases} \mathbf{G}_C^1 & \text{如果 } j_1 \neq i_1 \\ \mathbf{G}_C^2 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其含义为:若目标和杂波样本候选区的主要散射机理类型各异( $j_1 \neq i_1$ ),则可将筛选出的杂波区域内对应主要散射机理类型的像素点作为杂波的样本初步筛选结果;若二者的主要散射机理类型相同,则选择杂波样本候选区中对应次要散射机理类型的像素点作为杂波样本的初步筛选结果。同理,对于  $\eta_{i_1} \leq \eta_{j_1}$  的情况,可采用类似的处理策略,此时需先确定  $\mathbf{G}_C^0$ ,在此基础上再进一步获得  $\mathbf{G}_T^0$ ,在此不再赘述。

### 2.4 样本最终筛选

对于中低分辨率条件下的均匀分布式地物,其协方差矩阵将服从复 Wishart 分布,即<sup>[11]</sup>

$$p^{(L)}(\mathbf{C} | \mathbf{V}) = \frac{L^q |\mathbf{C}|^{-q} \exp\{-L \text{tr}(\mathbf{V}^{-1} \mathbf{C})\}}{K(L, q) |\mathbf{V}|^{-L}} \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{C}$  为协方差矩阵,  $\mathbf{V} = \mathbf{E}[\mathbf{C}]$ ,  $L$  对应协方差矩阵  $\mathbf{C}$  的视数,  $q$  为协方差矩阵的维数,互易条件下,  $q = 3$ ,  $|\cdot|$  和  $\text{tr}(\cdot)$  分别为矩阵行列式和迹,函数  $K(L, q)$  定义为

$$K(L, q) = \pi^{\frac{1}{2}q(q-1)} \Gamma(L) \cdots \Gamma(L - q + 1) \quad (8)$$

$\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数。为表述方便,通常将概率密度函数(如式(7)所示的复 Wishart 分布)记为  $W_C(q, L, \mathbf{V})$ 。

可用基于 Wishart 分布的统计检验来判断不同的协方差矩阵是否服从相同的 Wishart 分布<sup>[13]</sup>。对于待分析的两个协方差矩阵  $\mathbf{C}_1$  和  $\mathbf{C}_2$ ,令各自的分布分别为  $W_{C_1}(q, n, \mathbf{V}_1)$  和  $W_{C_2}(q, m, \mathbf{V}_2)$ ,则统计检验的判决表达式为<sup>[12-13]</sup>

$$-2\rho \log Q \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\geq}} T \quad (9)$$

其中,  $H_0: \mathbf{V}_1 = \mathbf{V}_2$ ,  $H_1: \mathbf{V}_1 \neq \mathbf{V}_2$ ,  $T$  为判决门限,参数  $Q, \rho$  可表述为

$$Q = \frac{(n+m)^{q(n+m)}}{n^q m^q} \cdot \frac{|\mathbf{C}_1|^n |\mathbf{C}_2|^m}{|\mathbf{C}_1 + \mathbf{C}_2|^{n+m}} \quad (10)$$

$$\rho = 1 - \frac{2q^2 - 1}{6q} \left( \frac{1}{n} + \frac{1}{m} - \frac{1}{n+m} \right)$$

此处  $n$  和  $m$  分别对应  $\mathbf{C}_1$  和  $\mathbf{C}_2$  的视数,  $q$  的定义同

式(7)。经复杂推导可知<sup>[12-13]</sup>,  $-2\rho \log Q \in [0, \infty)$ 。当  $m = n$ ,且  $\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2$  时,  $-2\rho \log Q = 0$ 。设置虚警率为  $P_{fa}$ (即将  $H_0$  误判为  $H_1$  的概率),则门限  $T$  可由下式确定

$$P\{-2\rho \log Q \leq T\} = 1 - P_{fa} \quad (11)$$

在设定虚警率的基础上,再利用式(9)进行判别。当  $H_0$  假设成立时,即可认为  $\mathbf{C}_1$  和  $\mathbf{C}_2$  服从同一分布。

若两个像素点的协方差矩阵被判为服从同一 Wishart 分布,则二者具有相似的极化特性(例如,极化 SAR 图像中均匀同质区域内部各像素点的协方差矩阵即服从同一 Wishart 分布)。令基于散射机理分类获得的目标及杂波的初步筛选样本点集分别为  $\mathbf{G}_T^0$  和  $\mathbf{G}_C^0$ 。以  $\mathbf{G}_T^0$  为例,统计该集合内像素点的平均协方差矩阵,记为  $\mathbf{C}_T^0$ 。对于  $\forall p_{i,j} \in \mathbf{G}_T^0$ ,令点  $p_{i,j}$  的协方差矩阵为  $\mathbf{C}_{i,j}$ ,则可基于式(9)的判决准则来衡量  $\mathbf{C}_{i,j}$  与  $\mathbf{C}_T^0$  的相似性,并选择与  $\mathbf{C}_T^0$  极化统计特性相似的像素点作为目标样本候选区的最终筛选样本点集。同理,对  $\mathbf{G}_C^0$  进行类似处理,即可获得杂波样本候选区的最终筛选样本点集。

## 3 实验结果及分析

本节以德国航空局(DLR)的 E-SAR 机载全极化 SAR 雷达在德国 Oberpfaffenhofen 地区获取的 L 波段数据为例,进行极化 SAR 图像目标对比增强研究。图 1(a)为该数据的极化散射总功率图,图像大小为  $2\ 816 \times 1\ 540$  pixels。截取其中  $550 \times 500$  pixels 的区域作为实验场景(如图 1(b)所示)。该场景主要包括机场跑道及周围散射特性各异的植被区。鉴于图 1(b)中矩形框 B 所示的斜条带区域与其周围地物的散射特性差异明显,可选择斜条带区域与其周围地物作为目标对比增强的实验对象。不失一般性,可将斜条带区域作为待抑制杂波,将其周围地物作为待增强目标。

在实验时,首先基于散射强度相近准则对样本区域进行粗略的人工划分,以获得目标及杂波样本候选区(如图 1(b)中的矩形框 A, B 所示)。图 1(c)为未经样本筛选而直接进行对比增强的结果,即直接利用矩形框 A, B 所示的区域内的像素点对目标及杂波的极化特性进行估计,进而利用传统的对比增强射方法进行增强,具体的增强算法本文选择计算简单的极化匹配滤波方法<sup>[5,9]</sup>。由图 1(c)

易知,直接对比增强方法的增强效果并不明显。特别是,尽管增强前 A 区域内像素点的散射强度较为接近,但增强后像素点的散射强度呈现一定差异(区域左侧较其右侧获得了更多的增强)。根据极化对比增强的原理,有理由认为,A 区域内部像素点的散射机理存在差异,直接基于人工划分样本进行增强难以取得理想的增强效果。

作为对比,下面给出利用本文提出的基于样本筛选的对比增强方法的处理结果。图 1(d)为基于 Freeman 分解,对 A,B 区域内的像素点进行散射机理分类的结果,图中蓝色、红色及绿色像素点分别代表奇次、偶次及体散射点,而少量灰色像素点则代表无显著散射机理的点。由图 1(d)可以更为清晰地看出:A 区域内部像素点的极化散射特性存在较大差异,而 B 区域内像素点的差异则相对要小。对于图 1(d),统计获得的式(4)中的对应矢量为  $\boldsymbol{\eta}_r = [\eta_v \quad \eta_o \quad \eta_c]^T$ ,式(5)中的对应矢量为  $\boldsymbol{\eta}_c = [\eta_o \quad \eta_v \quad \eta_c]^T$ 。根据 2.3 节所述的准则,可选择 A 区域中的体散射点作为目标样本的初步筛选结果,选择 B 区域中的奇次散射点作为杂波样本的初步筛选结果。在此基础上,根据 2.4 节所述的统计判决准则进行样本最终筛选,筛选结果如图 1(e)所示,其中白色像素点即为目标及杂波的最终筛选样本点集,样本筛选后的最终增强结果如图 1(f)所示。在样本最终筛选处理中,式(11)中的  $P_{in}$  选择为 0.1。对于本文的实验数据,当  $P_{in}$  在一定范围内取值时,虽然对比增强效果会略有差异,但较之未经样本筛选的处理,本文方法的增强效果都有更为明显的改善。对比图 1(f)和图 1(c)易知:较之未采用样本筛选的增强,样本筛选处理可明显改善两类不同区域间的对比度。特别对于极化特性较为复杂的目标区域,其在整体上可获得更为有效的增强。

为定量分析样本筛选前后的增强性能,可定义“区域信杂比”指标,用来衡量增强性能,其为目标区域与杂波区域内像素点的平均接收功率之比。对于极化特性较为复杂的目标或杂波区域,基于区域内的所有像素点来计算区域信杂比显然是不恰当的。正确的评估方法应为:选择目标区域内被增强的像素点与杂波区域内被抑制的像素点来计算区域信杂比。因此,本实验是选择 A 区域中的体散射点与 B 区域中的奇次散射点作为参考像素,表 1 为采用样本筛选和未采用样本筛选两种条件下,增强前后区域信杂比的变化情况。表 1 的信杂比数据也充

分表明:经样本筛选处理后,区域信杂比改善更为明显。通过增强的视觉效果及性能评估指标的对比,都验证了样本筛选处理对于改善目标的对比增强性能具有较好的效果。

表 1 样本筛选前后增强性能对比(实验 1)

Tab. 1 Comparison of enhancement performances with and without the novel sample selection strategy ( experiment 1 )

	未采用样本 筛选处理	采用样本 筛选处理
增强前区域信杂比 (dB)	3.014 6	3.014 6
增强后区域信杂比 (dB)	6.897 5	10.031 9
区域信杂比改善值 (dB)	3.882 9	7.017 3

由算法流程易知,样本筛选处理也是在人工划分获得目标及杂波样本候选区的前提下进行的,下面将分析样本候选区的人工划分结果对本文方法的影响。为此,有别于实验 1 中的划分,同样可基于散射强度相近准则选择其他区域作为样本候选区(如图 2(a)所示)。对于实验场景中散射较弱的斜条带区域,由于区域内部像素点极化特性的差异较其周围区域要小,因此本实验同样选择图 1(b)中 B 区域作为杂波样本候选区,但重新选择的目标样本候选区为图 2(a)中矩形框 A 所示的区域。未经样本筛选和经样本筛选后的增强结果分别如图 2(b)和图 2(c)所示。表 2 进一步给出了增强前后的区域信杂比指标。通过分析图 2 和表 2 同样易知:在本实验条件下,样本筛选处理后,目标的对比增强效果同样获得了较为明显的改善。因此,本实验进一步验证了,当样本候选区的人工划分结果不同时,样本像素点的筛选对于改善极化对比增强性能同样有效(采用更多不同的人工划分进行实验均有类似结论)。

表 2 样本筛选前后增强性能对比(实验 2)

Tab. 2 Comparison of enhancement performances with and without the novel sample selection strategy ( experiment 2 )

	未采用样本 筛选处理	采用样本 筛选处理
增强前区域信杂比 (dB)	5.630 3	5.630 3
增强后区域信杂比 (dB)	10.286 3	13.720 4
区域信杂比改善值 (dB)	4.656 0	8.090 1

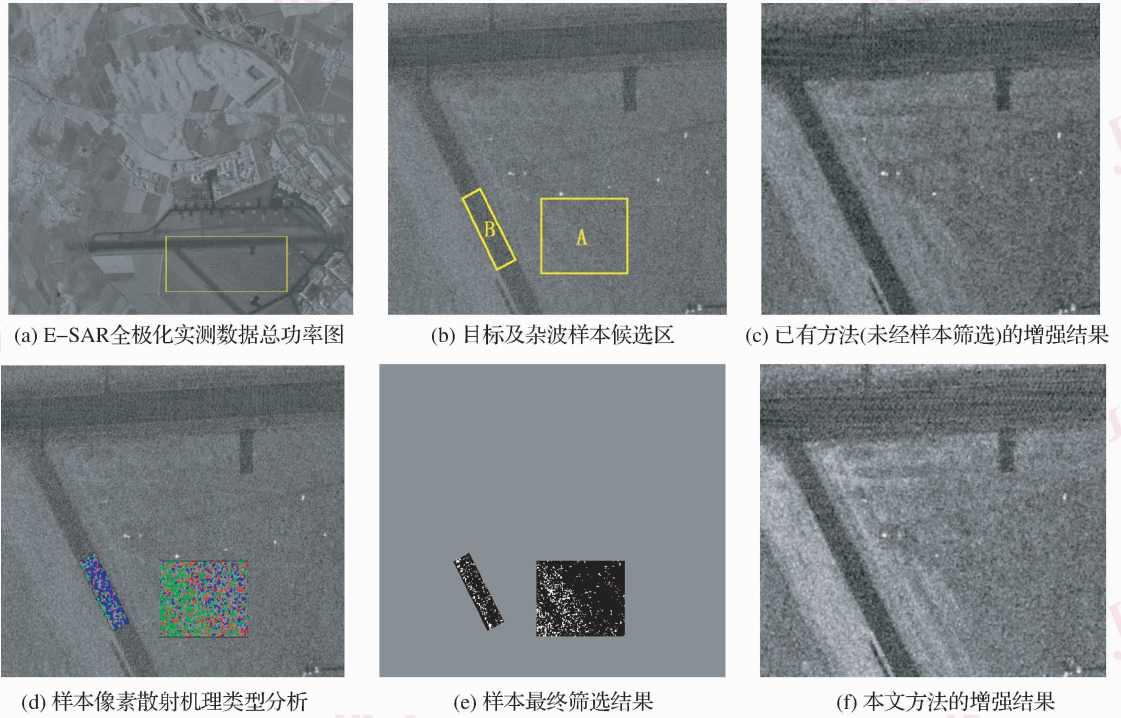


图 1 极化 SAR 图像目标对比增强结果(实验 1)  
 Fig. 1 Polarimetric contrast enhancement(experiment 1)

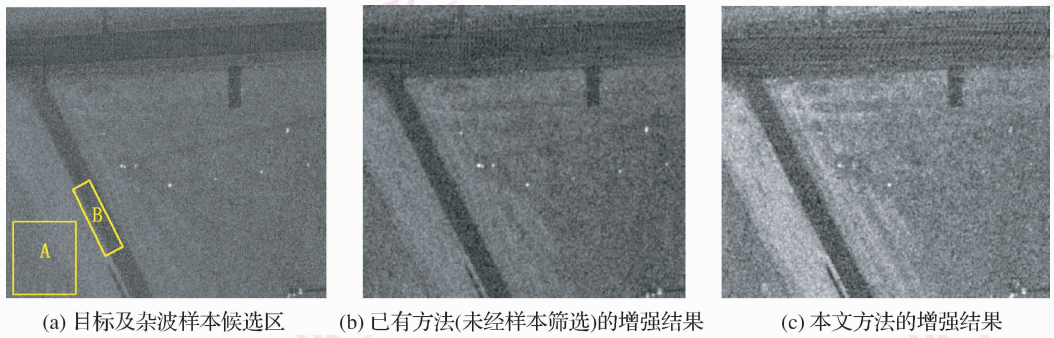


图 2 极化 SAR 图像目标对比增强结果(实验 2)  
 Fig. 2 Polarimetric contrast enhancement(experiment 2)

## 4 结 论

本文研究了极化 SAR 图像目标对比增强问题,特别针对待增强目标或待抑制杂波为极化特性复杂的非均匀区域的情况,提出了一种基于样本筛选的对比增强新策略,有效改善了直接基于人工划分样本进行增强的性能。需要说明的是,对于待增强目标或待抑制杂波为均匀同质区域的情况,由于其内

部像素点的散射机理差异不是特别明显,因此利用本文方法对增强性能的提升能力较为有限,此时无需使用本文方法,以减轻处理负担。此外,如果对比增强的任务需求较为明确,则可直接根据任务需求进行样本像素的初步筛选。例如,对极化 SAR 图像中的舰船目标进行对比增强时,可直接选择目标样本候选区中的偶次散射点及杂波样本候选区中的奇次散射点作为样本初步筛选结果,以减轻处理负担。

## 参考文献 (References)

- 1 Yang J, Peng Y N. Recent development of the optimization of polarimetric contrast enhancement [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2005, **20**(1):38-41. [杨健, 彭应宁. 相对最优极化的最新进展[J]. 遥感技术与应用, 2005, **20**(1):38-41.]
- 2 Yang J, Yamaguchi Y, Boerner W M, *et al.* Numerical methods for solving the optimal problem of contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, **38**(2):965-971.
- 3 Ioannidis G A, Hammers D E. Optimum antenna polarization for target discrimination in clutter [J]. IEEE Transactions on Antenna Propagation, 1979, **27**(3):357-363.
- 4 Kostinski A B, Boerner W M. On the polarization of incoherently reflected waves [J]. IEEE Transactions on Antenna Propagation, 1987, **35**(8):988-991.
- 5 Swartz A A, Yueh H A, Kong J A. Optimal polarizations for achieving maximum contrast in radar images [J]. Journal of Geophysical Research, 1988, **93**(12B):15252-15260.
- 6 Yang J, Yamaguchi Y, Yamada H, *et al.* Development of target null theory [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, **39**(2):330-338.
- 7 Yang J, Dong G W, Peng Y N, *et al.* Generalized optimization of polarimetric contrast enhancement [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, **1**(3):171-174.
- 8 Mott H, Boerner W M. Polarimetric contrast enhancement coefficients for perfecting high resolution POL-SAR/SAL image feature extraction [J]. Proceedings of SPIE on Wideband Interferometric Sensing and Imaging Polarimetry, 1997, **3120**:106-117.
- 9 Cloude S R, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, **34**(2):498-517.
- 10 Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, *et al.* Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, **37**(5):2249-2258.
- 11 Lee J S, Hoppel K W, Mango S A, *et al.* Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, **32**(5):1017-1028.
- 12 Conradsen K, Nielsen A A, Schou J, *et al.* Test statistic in the complex Wishart distribution and its application to change detection in polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, **41**(1):4-19.
- 13 Schou J, Skriver H, Nielsen A A, *et al.* CFAR edge detector for polarimetric SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, **41**(1):20-31.
- 14 Freeman A, Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, **36**(3):963-973.
- 15 Lee J S, Grunes M R, Pottier E, *et al.* Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, **42**(4):722-731.