

# 基于干涉图幅度和相位联合的 慢动目标 CFAR 检测方法

时公涛<sup>1</sup>, 陈 东<sup>1</sup>, 陈 涛<sup>1</sup>, 桂 琳<sup>2</sup>, 庞怡杰<sup>1</sup>, 王 晶<sup>1</sup>, 张小义<sup>1</sup>

(1. 空军装备研究院情报所, 北京 100085; 2. 中国人民解放军 94402 部队, 山东济南 250002)

**摘 要:** 提出了一种新的基于干涉图幅度和相位联合的慢动目标 CFAR 检测方法. 在理论层面上, 基于复 Wishart 分布, 推导出了均匀区域、不均匀区域和极度不均匀区域等不同环境下 IMP 检测量的统计分布族, 并根据 Mellin 变换导出了各分布模型的参数估计器. 在算法层面上, 通过结合邻域平均这种等效的多视处理方式获得 IMP 检测量图像后, 根据推导出的 IMP 检测量各分布模型对应的 CFAR 阈值求解方式, 利用滑动窗口的形式实现慢动目标的自动检测. 对双通道 SAR 实测数据进行实验, 采用 KL 度量、MSE 度量和 K-S 检验作为定量评估准则, 结果证明了 IMP 检测量分布模型族及对应参数估计器的有效性以及基于 IMP 检测量实现慢动目标 CFAR 检测的更优性能.

**关键词:** 干涉图; IMP 检测量; 统计分布; CFAR 检测

**中图分类号:** TN957. 52      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2012)11-2211-010

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

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.012

## A Novel Dual-SAR CFAR Detecting Method Based on Joint Metrics of Interferogram's Magnitude and Phase for Slow Ground Moving Targets

SHI Gong-tao<sup>1</sup>, CHEN Dong<sup>1</sup>, CHEN Tao<sup>1</sup>, GUI Lin<sup>2</sup>, PANG Yi-jie<sup>1</sup>, WANG Jing<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-yi<sup>1</sup>

(1. The Tenth Lab. of Intelligence Institute, Academy of Air Force's Equipment, Beijing 100085, China;

2. The Army of 94402, Jinan, Shandong 250002, China)

**Abstract:** The paper proposes a novel dual-SAR CFAR detector based on joint metrics of interferogram's magnitude and phase for slow ground moving targets. Firstly, under the frame of multiplicative model, based on the complex Wishart-distribution, and bringing in the theory of clutter classification brought forward by Frery et al., the new IMP metric's statistical models are deduced according to utilizing the reciprocal of a square root of Gamma and the square root of generalized inverse Gaussian law. The group of new models can precisely model the IMP metric corresponding to different clutter areas with broad degrees of homogeneity. Secondly, the new models' estimators are acquired based on the Mellin transform, which can estimate the contained parameters quickly and accurately, guaranteeing the new distributions' fitting precision. Therefore, automatically detecting the slow ground moving targets by the IMP metric can be accomplished. According to the experiments performed on real SAR images, using the Kullback-Leibler (KL) distance, mean square error (MSE) and Kolmogorov-Smirnov (KS) test as similarity measurements, the experimental results not only show the effectiveness of the IMP metric's statistical models and estimators, but also prove the superior performance of the novel detector.

**Key words:** interferogram; IMP metric; statistical distribution; CFAR detection

## 1 引言

针对作者在文献[1]中提出的慢动目标检测量(文中简称为“IMP 检测量”),为实现基于该检测量的慢动目标的恒定虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测,以复 Wishart 分布<sup>[2]</sup>为基础,引入 Frery 等人把实际

图像场景分为均匀区域、不均匀区域和极度不均匀区域等三类的思想<sup>[3]</sup>,结合乘积模型<sup>[4]</sup>,利用具备真实地物 RCS 幅度分量精确建模能力的逆方根 Gamma 分布和广义逆 Gauss 方根分布<sup>[5,6]</sup>,推导出了不同环境下 IMP 检测量的分布模型族—— $M_{-}\chi^2(1)$ 分布、 $S^0$ 分布和  $S$  分布,实现了新检测量的完备建模.在此基础上,利用

Mellin 变换<sup>[7]</sup>导出了各分布新的参数估计器,即  $M_{-}\chi^2(1)$ 、 $MoLC$ 、 $S^0$ 、 $MoLC$  和  $S_{-}MoLC$ ,他们能够快速、准确地迭代出各分布参数的估计值,保证了新分布模型的拟合精度.

此外,在基于 IMP 检测量的算法设计过程中,通过结合邻域平均这种等效的多视处理方式,并根据推导出的 IMP 检测量各分布模型对应的 CFAR 阈值求解方式,利用滑动窗口的形式实现慢动目标的自动检测.

最后,对中电集团第三十八研究所提供的双通道 SAR 实测数据进行实验,一方面,以 KL(Kullback-Leibler)度量、MSE(Mean Square Error)度量和 K-S(Kolmogorov-Smirnov)检验作为定量评估准则,实验结果证明了 IMP 检测量分布模型族及对应参数估计器的有效性;另一方面,对比检测性能好且实用性高的 DPCA 算法和 Gierull 算法<sup>[8]</sup>,所提的基于 IMP 检测量的慢动目标 CFAR 检测算法表现出更优的慢动目标检测性能.

## 2 IMP 检测量的统计分布模型

根据中心极限定理,图像场景的 RCS(Radar Cross Section)分量恒定时,相干斑噪声分量的同相(In-phase)和正交(Quadrature)通道相互独立、且都服从零均值的 Gauss 分布,具备了复 Wishart 分布的前提条件.根据文献<sup>[2]</sup>可知,随机矩阵  $\mathbf{B} = n\hat{\mathbf{R}}$  服从复 Wishart 分布,即

$$p_{\mathbf{B}}(\mathbf{B}) = \frac{|\mathbf{B}|^{n-2} \exp[-\text{tr}(\mathbf{C}^{-1}\mathbf{B})]}{K(n,2) |\mathbf{C}|^n} \quad (1)$$

其中,  $K(n,2) = \pi\Gamma(n)\Gamma(n-1)$ ,协方差矩阵  $\mathbf{C}$  为

$$\mathbf{C} = E[\mathbf{Z}\mathbf{Z}^H] = \begin{bmatrix} C_{11} & \sqrt{C_{11}C_{22}}\rho e^{j\theta} \\ \sqrt{C_{11}C_{22}}\rho e^{-j\theta} & C_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中,  $\rho e^{j\theta}$  为两通道输出的复相关系数,  $\rho$  称为相关度.由于受接收机热噪声、相干斑起伏噪声等因素的影响产生去相关,地面场景相关度的值一般处于 0.95 ~ 0.99 之间.而  $\theta$  只与成像几何和场景海拔有关,对陆地场景而言通常可假设为零.

对式(1)中的 4 个变量进行标准化处理,再对主对角线元素进行积分可得到标准化的干涉图幅度  $\xi$  和干涉图相位  $\psi$  的联合分布为<sup>[11]</sup>

$$p_{\xi,\psi}(\xi,\psi) = \frac{2n^{n+1}\xi^n}{\pi\Gamma(n)(1-\rho^2)} \exp\left(\frac{2n\rho\xi\cos(\psi-\theta)}{1-\rho^2}\right) \cdot K_{n-1}\left(\frac{2n\xi}{1-\rho^2}\right) \quad (3)$$

其中,  $K_{n-1}(\cdot)$  为  $(n-1)$  阶的第二类型修正 Bessel 函数.

### 2.1 均匀区域

为了在式(3)的基础上推导得到 IMP 检测量的统计分布模型,根据“经过邻域平均这种等效多视处理后,静止场景对应的干涉图相位值分布在零值附近较小的区域”,因此,可对 IMP 检测量中的  $\cos\psi$  进行泰勒

$$\text{级数展开,有} \quad \cos\psi \cong 1 - \frac{\psi^2}{2} \quad (4)$$

从而  $\vartheta = \frac{\psi^2}{2}$ ,再根据文献<sup>[12]</sup>,容易得到  $\xi$  和  $\vartheta$  的联合概率密度函数为

$$p_{\xi,\vartheta}(\xi,\vartheta) = \frac{4n^{n+1}\xi^n}{\pi\Gamma(n)(1-\rho^2)\sqrt{2\vartheta}} \exp\left(-\frac{2n\rho\xi}{1-\rho^2}(\vartheta-1)\right) \cdot K_{n-1}\left(\frac{2n\xi}{1-\rho^2}\right) \quad (5)$$

IMP 检测量  $\zeta$  作为变量  $\xi$  和  $\vartheta$  的乘积量,其概率密度函数可由  $p_{\zeta}(\zeta) = \int_0^{\infty} \frac{1}{\xi} p_{\xi,\vartheta}\left(\xi, \frac{\zeta}{\xi}\right) d\xi$  求得,依据文献<sup>[12]</sup>,得到

$$p_{\zeta}(\zeta) = \frac{\Gamma\left(2n - \frac{1}{2}\right)(1+\rho)^{n-1/2}}{2\sqrt{n}\Gamma^2(n)(1-\rho)^n} \cdot {}_2F_1\left(2n-1/2, n-1/2; n+1; \frac{\rho+1}{\rho-1}\right) \zeta^{-1/2} \cdot \exp\left(-\frac{2n\rho}{1-\rho^2}\zeta\right) \quad (6)$$

根据  $\int_0^{\infty} \frac{e^{-qx}}{\sqrt{x}} dx = \sqrt{\frac{\pi}{q}}$ ,  $q > 0$  对式(6)进行化简,最终推得均匀区域环境下 IMP 检测量的概率密度函数为

$$p_{\zeta}(\zeta) = \left(\frac{\nu_0}{\pi\zeta}\right)^{1/2} \exp(-\nu_0\zeta), \zeta, \nu_0 > 0 \quad (7)$$

其中,  $\nu_0 = \frac{2n\rho}{1-\rho^2}$ .把式(7)称之为修正  $\chi^2(1)$  分布,记为  $M_{-}\chi^2(1)$  分布.

### 2.2 不均匀区域

对于森林、耕作过的农地等这类不均匀区域,它们的 RCS 具有一定的起伏,此时如若利用均匀区域的 IMP 检测量分布函数(即  $M_{-}\chi^2(1)$  分布)对不均匀区域的 IMP 数据进行拟合时,会表现出较大的偏差.为此,引入乘积模型<sup>[4]</sup>,即

$$Y_i = A_i X_i, i = 1, 2 \quad (8)$$

其中,  $A_i$  代表地物后向散射 RCS 幅度分量,  $X_i \sim N^C(0,1)$ ,表示斑点噪声分量,  $i$  为第  $i$  个独立接收通道.

实际中,对于整个不均匀区域而言 RCS 是起伏的,但是相邻的几个分辨单元的 RCS 可认为具有恒定值.也就是说,当利用邻域窗口来构造采样协方差矩阵时,可假设场景的 RCS 起伏长度大于或等于邻域窗口的宽度,场景有相对较长的相关性,从而邻域窗口内的地物后向散射 RCS 可认为是恒定的.同时,干涉图相位分布又与场景类型具有较高的独立性,即均匀区域的干涉图相位分布也能够有效匹配不均匀区域,甚至极度不均匀区域的干涉图相位数据<sup>[13]</sup>.再者,假设两通道能量平衡,从而不均匀区域环境下 IMP 检测量可表示为

$$\zeta_1 = A^2 \cdot \zeta = W \cdot \xi \vartheta = W \cdot \xi (1 - \cos \psi) \quad (9)$$

鉴于逆方根 Gamma 分布的广泛建模能力,假设  $A \sim \Gamma^{-1/2}(-\alpha, \gamma)$ , 则强度  $W$  的概率密度函数为

$$p_W(w) = \frac{\gamma^{-\alpha}}{\Gamma(-\alpha)} w^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{\gamma}{w}\right), \quad -\alpha, \gamma > 0 \quad (10)$$

其中,  $\alpha$  为形状参数,本质上反映了被测区域的均匀度,  $-\alpha \in (0, \infty)$  表明该分布可以覆盖均匀度变化下的广泛区域的建模问题;  $\gamma$  为尺度参数,与被测区域的平均能量有关。

从而,在乘积模型框架下(即式所示),以均匀区域环境下的  $M_{-}\chi^2(1)$  分布为基础,结合逆 Gamma 分布(即式所示),得到不均匀区域环境下 IMP 检测量  $\zeta_1$  的概率分布为

$$p_{\zeta_1}(\zeta_1) = \frac{\sqrt{\nu} \Gamma(-\alpha + 1/2)}{\sqrt{\pi} \Gamma(-\alpha)} \frac{\zeta_1^{-1/2}}{(1 + \nu \zeta_1)^{-\alpha + 1/2}}, \quad \zeta_1, \nu, -\alpha > 0 \quad (11)$$

其中,  $\nu = \frac{2n\rho}{\gamma(1-\rho^2)}$ . 把式(11)称之为  $S^0$  分布。

### 2.3 极度不均匀区域

对于城区等极度不均匀场景,其含有多种的异质成分,直方图拖尾严重.此时即使利用建模能力较强的  $S^0$  分布也无法实现该条件下 IMP 检测量数据的高精度拟合.为此,通过牺牲一定的计算复杂度,引入建模能力更强的广义逆 Gauss 方根分布<sup>[3]</sup>来对极度不均匀区域的 RCS 幅度分量进行建模.与式(9)的假设条件相同,极度不均匀区域环境下 IMP 检测量表示为

$$\zeta_2 = W_1 \cdot \xi \vartheta = W_1 \cdot \xi (1 - \cos \psi) \quad (12)$$

其中,变量  $W_1$  服从如下分布

$$p_{W_1}(w_1) = \frac{(\lambda/\gamma)^{\alpha/2}}{2K_{\alpha}(2\sqrt{\lambda\gamma})} w_1^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{\gamma}{w_1} - \lambda w_1\right), \quad w_1 > 0 \quad (13)$$

其参数空间为

$$\begin{cases} \gamma > 0, \lambda \geq 0, & \text{if } \alpha < 0 \\ \gamma > 0, \lambda > 0, & \text{if } \alpha = 0 \\ \gamma \geq 0, \lambda > 0, & \text{if } \alpha > 0 \end{cases} \quad (14)$$

对于式(13),当  $\lambda, \alpha > 0$  且  $\gamma \rightarrow 0$  时,其退化为 Gamma 分布;而当  $-\alpha, \gamma > 0$  且  $\lambda \rightarrow 0$  时,则退化为逆 Gamma 分布(即式(10)),这表明,广义逆 Gauss 分布包含 Gamma 分布和逆 Gamma 分布的建模能力.根据学者 Muller 等人<sup>[3,5]</sup>的观点,“一般意义而言,表征地物 RCS 起伏特性的后向散射强度应由两部分组成,即由服从 Gamma 分布的规则散射部分和服从逆 Gamma 分布的奇异散射部分组成”,这说明广义逆 Gauss 分布能够对由规则散射部分和奇异散射部分构成的极度不均匀区域的 RCS 分量进行有效建模。

至此,同  $S^0$  分布的推导过程类似,在乘积模型框

架下,联合式(7)、(13)所给出的  $M_{-}\chi^2(1)$  分布和广义逆 Gauss 分布,从而得到极度不均匀区域环境下 IMP 检测量  $\zeta_2$  所服从的分布为

$$p_{\zeta_2}(\zeta_2) = \frac{\sqrt{\nu\epsilon}}{\sqrt{\pi} K_{\alpha}(2\epsilon)} \zeta_2^{-1/2} (1 + \nu \zeta_2)^{\alpha/2 - 1/4} \cdot K_{-\alpha+1/2}(2\epsilon \sqrt{(1 + \nu \zeta_2)}), \quad \zeta_2, \nu, \epsilon, -\alpha > 0 \quad (15)$$

其中,  $\epsilon = \sqrt{\lambda\gamma}$ . 把式(15)称为  $S$  分布。

### 2.4 各分布之间的关系

由前面的推导过程可知,对于极度不均匀区域环境下的 IMP 检测量  $\zeta_2$  所服从的  $S$  分布,当其所含参数  $-\alpha, \nu > 0$  且  $\epsilon \rightarrow 0$  时,其依分布收敛于不均匀区域环境下 IMP 检测量  $\zeta_1$  所服从的  $S^0$  分布;而  $S^0$  分布又是在乘积模型的框架下,假设 RCS 强度分量服从逆 Gamma 分布的条件下由均匀区域的  $M_{-}\chi^2(1)$  分布推导得到的.令  $-\alpha \rightarrow \infty, \nu \rightarrow 0$  且  $(-\alpha) \cdot \nu \rightarrow 1/(2\nu_0)$  时,服从逆 Gamma 分布的 RCS 起伏分量退化为一个常数  $1/(2\nu_0)$  (即为恒定的 RCS 值),对应的  $S^0$  分布也依分布收敛于均匀区域环境下 IMP 检测量  $\zeta$  所服从的  $M_{-}\chi^2(1)$  分布.所以说,极度不均匀区域环境下的 IMP 检测量分布模型包含均匀区域、不均匀区域环境下对应分布的建模能力,同时不均匀区域环境下的分布模型又包含均匀区域对应分布的建模能力,即新的 IMP 检测量分布模型族具有“向下兼容性”,如图 1 所示,其中,  $\vec{D}$  表示依分布收敛。

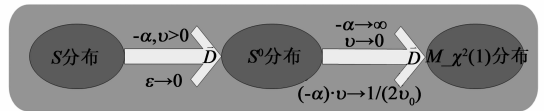


图1 均匀区域、不均匀区域和极度不均匀区域环境下的IMP检测量各分布模型之间的关系

## 3 分布模型族参数估计

就 IMP 检测量的概率密度函数而言,其定义域为  $R^+$ , 因而具备了应用 Mellin 变换的前提.由于以 Mellin 变换为基础的第二类型统计量(Second-kind Statistics)不但可极大简化参数的估计过程,并可获得与最优的最大似然估计一致的参数估计性能<sup>[9]</sup>,故此处采用基于 Mellin 变换的估计方法对 IMP 检测量各分布模型中所包含的参数进行估计。

### 3.1 $M_{-}\chi^2(1)$ - MoLC

根据 Mellin 变换定义第一个第二类型的特征函数  $FSKE(s)$  和第二个第二类型的特征函数  $SSKE(s)$  分别为

$$\begin{cases} FSKE(s) = MT[p(x)](s) = \int_0^{\infty} x^{s-1} p(x) dx \\ SSKE(s) = \ln FSKE(s) \end{cases} \quad (16)$$

联合式(7)、(16),求得  $M_- \chi^2(1)$ 分布对应的第一个和第二个第二类型的特征函数分别为

$$\begin{cases} FSKE_{M_- \chi^2(1)}(s) = \frac{\Gamma(s-1/2)}{\sqrt{\pi v_0^{s-1}}} \\ SSKE_{M_- \chi^2(1)}(s) = -\ln\sqrt{\pi} + \ln\Gamma(s-1/2) + (s-1)\ln v_0 \end{cases} \quad (17)$$

进而,对  $SSKE_{M_- \chi^2(1)}(s)$ 在  $s=1$ 处求导,得到  $M_- \chi^2(1)$ 分布对应的一阶对数累积量为

$$\hat{c}_1 = \Psi(1/2) - \ln v_0 \quad (18)$$

其中,  $\Psi(\cdot)$ 表示普西函数(又称为 Digamma 函数,即对数 Gamma 函数的导数)。

设  $x_1, x_2, \dots, x_N$ 为  $N$ 个 IMP 检测量数据的样本观察值,则样本对数累积量表示为

$$\begin{cases} \hat{c}_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\ln(x_i)] \\ \hat{c}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\ln(x_i) - \hat{c}_1)^k], k \geq 2 \end{cases} \quad (19)$$

利用式(18)、(19)求解出均匀区域条件下 IMP 检测量服从  $M_- \chi^2(1)$ 分布中所包含参数  $v_0$ 的估计值为

$$\hat{v}_0 = \exp[\Psi(1/2) - \hat{c}_1] \quad (20)$$

把式(20)称为  $M_- \chi^2(1)$ 分布的对数累积量估计器,记为  $M_- \chi^2(1)$ -MoLC.

### 3.2 $S^0$ -MoLC

根据式(11)、(16),推导得到  $S^0$ 分布对应的第一个、第二个第二类型的特征函数分别为

$$\begin{cases} FSKE_{S^0}(s) = \frac{\Gamma(s-1/2)\Gamma(-\alpha-(s-1))}{\sqrt{\pi v^{s-1}}\Gamma(-\alpha)} \\ SSKE_{S^0}(s) = \ln\Gamma(s-1/2) + \ln\Gamma(-\alpha-(s-1)) \\ -\ln\sqrt{\pi} - (s-1)\ln v - \ln\Gamma(-\alpha) \end{cases} \quad (21)$$

对  $SSKE_{S^0}(s)$ 在  $s=1$ 处求其各阶导数,获得  $S^0$ 分布对应的各阶对数累积量为

$$\begin{cases} \hat{c}_1 = \Psi(1/2) - \Psi(-\alpha) - \ln v \\ \hat{c}_k = \Psi(k-1, 1/2) + (-1)^k \Psi(k-1, -\alpha), k=2, 3, \dots \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $\Psi(k, \cdot)$  ( $k=1, 2, \dots$ )表示  $k$ 阶 Polygamma 函数(即 Digamma 函数的  $k$ 阶导数),  $(k)$ 表示  $k$ 阶导数.联合式(19)、(22),求解出不均匀区域环境下 IMP 检测量服从的  $S^0$ 分布中所包含参数  $v, \alpha$ 的估计表达式为

$$\begin{cases} \Psi(1/2) - \Psi(-\hat{\alpha}) - \ln\hat{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\ln(x_i)] \\ \Psi(1, 1/2) + \Psi(1, -\hat{\alpha}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\ln(x_i) - \hat{c}_1)^2] \end{cases} \quad (23)$$

把式(23)称为  $S^0$ 分布的对数累积量估计器,记为  $S^0$ -

MoLC.

### 3.3 $S$ -MoLC

利用式(15)、(16),导出  $S$ 分布对应的第一个、第二个第二类型的特征函数分别为

$$\begin{cases} FSKE_S(s) = \frac{\Gamma(s-1/2)K_{\alpha+s-1}(2\epsilon)}{\sqrt{\pi}(\nu\epsilon)^{s-1}K_\alpha(2\epsilon)} \\ SSKE_S(s) = \ln\Gamma(s-1/2) + \ln K_{\alpha+s-1}(2\epsilon) \\ -\ln\sqrt{\pi} - (s-1)\ln(\nu\epsilon) - \ln K_\alpha(2\epsilon) \end{cases} \quad (24)$$

为了求解  $SSKE_S(s)$ 对应的对数累积量,根据上述给出的  $\int_0^\infty x^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{c}{x} - bx\right) dx = 2\left(\frac{c}{b}\right)^{\alpha/2} K_\alpha(\sqrt{cb})$ ,把  $SSKE_S(s)$ 重写为

$$\begin{aligned} SSKE_S(s) &= \ln\Gamma(s-1/2) + \ln \int_0^\infty x^{\alpha+s-2} \exp\left(-\frac{\sqrt{\epsilon}}{x} - \sqrt{\epsilon}x\right) dx \\ &\quad - \ln(2\sqrt{\pi}) - (s-1)\ln(\nu\epsilon) - \ln K_\alpha(2\epsilon) \end{aligned} \quad (25)$$

令  $V = \int_0^\infty x^{\alpha+s-2} \exp\left(-\frac{\sqrt{\epsilon}}{x} - \sqrt{\epsilon}x\right) dx$ ,定义

$$\begin{aligned} \Omega(k; \alpha, \epsilon) &= \left. \frac{\partial^k V(s)}{\partial s^k} \right|_{s=1} \\ &= \int_0^\infty (\ln x)^k x^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{\sqrt{\epsilon}}{x} - \sqrt{\epsilon}x\right) dx, k=0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (26)$$

简记为  $\Omega(k)$ .特别地,  $\Omega(0) = 2K_\alpha(2\epsilon)$ .同时,  $\Omega(k)$ 的导数定义为

$$\begin{aligned} [\Omega(k)]' &= \left. \frac{\partial^{k+1} V}{\partial s^{k+1}} \right|_{s=1} = \int_0^\infty (\ln x)^{k+1} x^{\alpha-1} \\ &\quad \cdot \exp\left(-\frac{\sqrt{\epsilon}}{x} - \sqrt{\epsilon}x\right) dx, k=0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (27)$$

容易证明,在  $\Omega(k)$ 与  $\Omega(k+1)$ 之间满足如下关系

$$\begin{cases} \Omega(k+1) = [\Omega(k)]' \\ \left[ \frac{\Omega(k+1)}{\Omega(k)} \right]' = \frac{\Omega(k)\Omega(k+2) - \Omega^2(k+1)}{\Omega^2(k)}, \\ k=0, 1, 2, \dots \end{cases} \quad (28)$$

从而,根据式(28)给出的  $\Omega(k)$ 的递推关系,获得  $S$ 分布对应的对数累积量为

$$\begin{cases} \hat{c}_1 = \Psi(1/2) + \Omega(1)\Omega^{-1}(0) - \ln(\epsilon v) \\ \hat{c}_k = [\Omega(1)\Omega^{-1}(0)]^{(k-1)} + \Psi(k-1, 1/2), k=2, 3, \dots \end{cases} \quad (29)$$

联合式(19)、(29),最终得到极度不均匀区域环境下 IMP 检测量服从的  $S$ 分布中所含参数  $\epsilon, v$ 和  $\alpha$ 的估计表达式为

$$\begin{cases} \Psi(1/2) + \Omega(1)\Omega^{-1}(0) - \ln(\hat{\epsilon}\hat{v}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\ln(x_i)] \\ [\Omega(1)\Omega^{-1}(0)]' + \Psi(1, 1/2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\ln(x_i) - \hat{c}_1)^2] \\ [\Omega(1)\Omega^{-1}(0)]'' + \Psi(2, 1/2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\ln(x_i) - \hat{c}_1)^3] \end{cases} \quad (30)$$

把式(30)称为  $S$  分布的对数累积量估计器,记为  $S_{MoLC}$ .

## 4 检测算法

### 4.1 检测原理

完整的基于 IMP 检测量的慢动目标 CFAR 检测流程如图 2 所示,其实现过程可概括为:首先,对配准的前向、后向通道 SAR 复图像进行共轭相乘,再结合邻域窗口平均处理这种等效的多视处理方式得到复多视干涉图,通过:一是取复多视干涉图的主值得到干涉图相

位,并利用干涉图相位与其对应的矢量模值之间的一一映射关系求解出  $\vartheta$  图;二是对复多视干涉图取模之后再标准化处理得到标准化的干涉图幅度  $\xi$  图像.进而由  $\vartheta$  图和标准化的干涉图幅度  $\xi$  图像获得 IMP 检测量图像.在此基础上,利用正方形滑动窗口遍历整幅 IMP 检测量图像,对每个滑窗内包含的像素点估计其对应的 IMP 检测量分布模型的参数,并在设定的恒虚警率前提下求取 CFAR 检测的局部阈值,通过测试像素与阈值的比较完成慢动目标的检测.

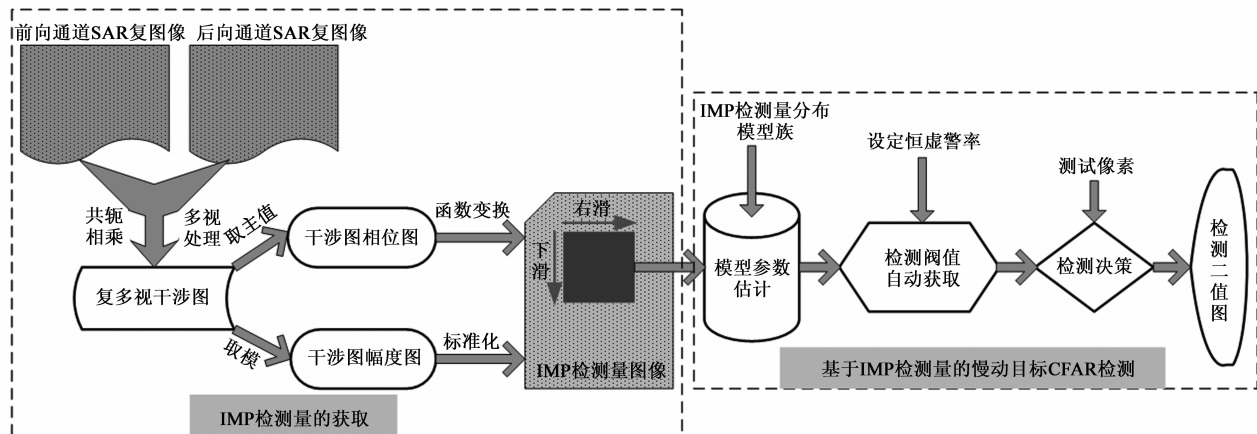


图2 基于IMP检测量的慢动目标CFAR检测算法

需要说明的是:

(1)滑动窗口采用正方形空心滑动窗口.空心滑动窗口是大部分CFAR算法所采用的模式<sup>[6]</sup>,因为空心滑动窗口内保护区的存在可防止慢动目标像素点泄漏到静止杂波背景中,不至于对IMP检测量分布模型参数的估计产生影响.保护区的宽度应比期望的慢动目标尺寸要大,而正方形外边长的选择应使环状静止场景区域内包含的全部或部分像素能够精确的估计静止场景的统计特性.

(2)IMP检测量幅度全局筛选的引入.考虑到慢动目标在IMP检测量图像中对应的像素点具有较大的幅值,可引入IMP检测量幅度全局筛选,目的在于防止相邻的慢动目标像素点的泄漏造成IMP检测量分布模型参数估计准确性的下降,这对于编队慢动目标的高性能自动检测价值较大.由于慢动目标像素位于IMP检测量图像直方图的拖尾部分,因此,利用直方图由

$$P\{\zeta_s > T'_g\} = 1 - \varphi \quad (31)$$

可自适应的确定IMP检测量幅度全局筛选阈值  $T'_g$ ,其中,  $\zeta_s$  为  $\zeta$ 、 $\zeta_1$  和  $\zeta_2$  的统称.根据求解出的  $T'_g$ ,在IMP检测量图像中逐像素判断其属性并赋予相应的索引值,对于幅度大于  $T'_g$  的像素,认为可能是慢动目标像素,赋予索引值为1,反之,索引值为0.由此得到的索引矩阵可用来指导慢动目标检测过程中的筛选深度的自

动选择.

(3)快速CFAR算法的设计.为了增强基于IMP检测量的慢动目标高性能CFAR检测的工程实用性,需要设计快速CFAR算法.由于基于Mellin变换的IMP检测量各分布模型的参数估计器与干涉图幅度分布模型参数估计一样,都只需计算各阶样本对数累积量,其快速CFAR算法的设计是一致的.

### 4.2 算法详细流程

总结起来,基于IMP检测量的地面慢动目标CFAR检测的详细流程如图3所示.具体为:

**Step1:**由配准的前向、后向通道SAR复图像经过共轭相乘、邻域平均处理得到复多视干涉图后,先进行标准化处理,再分别对标准化的干涉图取模值和辐角主值获得干涉图幅度和干涉图相位图像,进而求出干涉图相位对应的矢量模值图,再得到IMP检测量图像;

**Step2:**遍历IMP检测量图像中的每一个像素点,对幅值大于全局阈值的像素点赋予索引值为1,反之,赋予索引值为0,生成IMP检测量图像的索引矩阵;

**Step3:**根据SAR系统的飞行参数、感兴趣的慢动目标尺寸的先验知识,确定滑动窗口中目标区、保护区和静止场景区等的大小,并设定检测的虚警率;

**Step4:**对IMP检测量图像中的一个像素,根据第2步确定的索引矩阵对滑动窗口内的静止场景区域的像

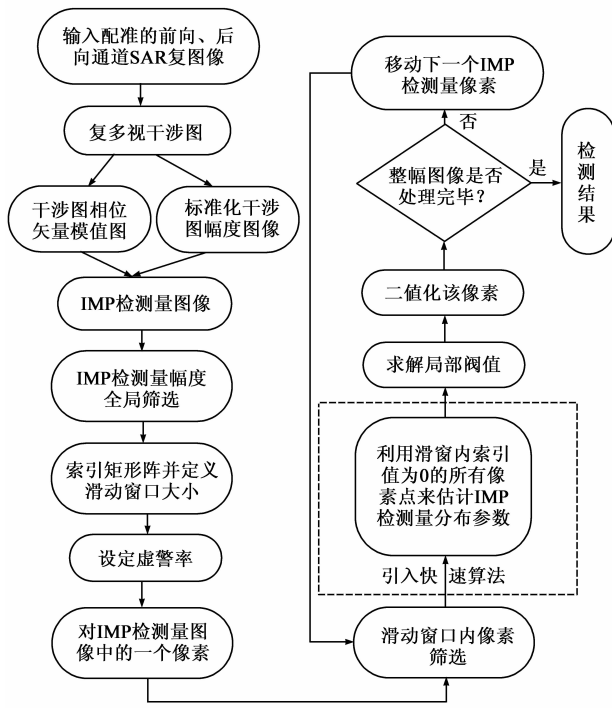


图3 基于IMP检测量的慢动目标CFAR检测算法详细流程

素进行筛选,去掉可能是慢动目标泄漏的像素,利用剩余的像素估计得到IMP检测量分布模型的参数,进而计算出局部检测阈值  $T_{\zeta}$  (为  $T_{\zeta_1}$  和  $T_{\zeta_2}$  的统称);

**Step5:**将该像素对应的IMP检测量幅度值与局部检测阈值  $T_{\zeta}$  相比较,若像素的幅值大于阈值  $T_{\zeta}$ ,则判定该像素为慢动目标像素,否则,判定为其它(包括静止场景和静止目标);

**Step6:**判断整幅IMP检测量图像是否处理完毕,若否,就移到下一个IMP检测量图像像素并返回到第4步,若是,则得到最终的检测结果。

### 4.3 CFAR 检测阈值的求解

给定检测的恒虚警率  $P_{fa}$ ,则均匀区域环境下IMP检测量所服从的  $M_{-}\chi^2(1)$ 分布对应的CFAR检测阈值  $T_{i0}$ 可由下式求解(利用式估计参数  $v_0$  的值),即

$$1 - P_{fa} = \int_0^{T_{i0}} p_{\zeta}(\zeta) d\zeta = \frac{\sqrt{v_0}}{\sqrt{\pi}} \int_0^{T_{i0}} \frac{\exp(-\hat{v}_0 \zeta)}{\sqrt{\zeta}} d\zeta \quad (32)$$

根据  $\int_0^u \frac{e^{-qx}}{\sqrt{x}} dx = \sqrt{\frac{\pi}{q}} \Phi(\sqrt{qu})$ ,  $q > 0$ <sup>[12]</sup>,得到阈值  $T_{i0}$  为

$$T_{i0} = \frac{\Phi^{-2}(1 - P_{fa})}{\hat{v}_0} \quad (33)$$

其中,  $\Phi(\cdot)$  为概率积分,又称为误差函数。

利用式(23)求解得到的参数  $v$ 、 $\alpha$  的估计值,进而不均匀区域环境下IMP检测量所服从的  $S^0$  分布对应的CFAR检测阈值  $T_i$  可通过

$$1 - P_{fa} = \int_0^{T_i} p_{\zeta_1}(\zeta_1) d\zeta_1 = \frac{\sqrt{\hat{v}} \Gamma(-\hat{\alpha} + 1/2)}{\sqrt{\pi} \Gamma(-\hat{\alpha})} \int_0^{T_i} \frac{\zeta_1^{-1/2}}{(1 + \hat{v} \zeta_1)^{-\hat{\alpha} + 1/2}} d\zeta_1 \quad (34)$$

求解,利用  $\int_0^u \frac{x^{\mu-1}}{(1+\beta x)^v} dx = \frac{u^\mu}{\mu} {}_2F_1(v, \mu; 1+\mu; -\beta u)$ <sup>[12]</sup>,获得阈值  $T_i$  的求解表达式为

$$2\sqrt{\hat{v}} \Gamma(-\hat{\alpha} + 1/2) T_i^{1/2} {}_2F_1(-\hat{\alpha} + 1/2, 1/2; 3/2; -\hat{v} T_i) - \sqrt{\pi} \Gamma(-\hat{\alpha}) (1 - P_{fa}) = 0 \quad (35)$$

其中,  ${}_2F_1(\cdot, \cdot; \cdot; \cdot)$  表示高斯超几何函数,通过式(35)借助于数值求解能够准确地求出阈值  $T_i$ 。

对于极度不均匀区域环境下IMP检测量所服从的  $S$  分布对应的CFAR检测阈值  $T_{i1}$ ,无法利用  $F(T_{i1}) = 1 - P_{fa} = \int_0^{T_{i1}} p_{\zeta_2}(\zeta_2) d\zeta_2$  求解出其解析表达式,可通过二分法进行近似求解。

综合来看,根据不同场景环境下IMP检测量各分布模型之间的兼容关系,以及基于Mellin变换的逆Gamma分布具有均匀度变化下的广泛区域RCS分量的建模能力,并考虑到各分布模型对应的阈值求解的复杂度和精度,在利用IMP检测量实现慢动目标的CFAR检测时,整幅IMP检测量图像的统计特性可都采用  $S^0$  分布模型来描述,并利用阈值  $T_i$  实现慢动目标的自动检测。

因此,对当前滑窗所处的测试像素  $\zeta_1$ ,作如下二元假设

$$\zeta_1 \begin{cases} \geq T_i & H_1 \\ < T_i & H_0 \end{cases} \quad (36)$$

其中,  $H_1$ :测试像素为慢动目标像素;  $H_0$ :测试像素为静止场景像素。由式(35)自适应地确定IMP检测量图像中每点像素对应的阈值  $T_i$  后,再利用式(36)的判决准则即可实现慢动目标的检测。

## 5 实验结果及性能分析

实验采用中电集团第三十八研究所提供的  $X$  波段、HH极化的双通道SAR复图像,场景为北京某一地区。分辨率为  $10\text{m} \times 2\text{m}$ (距离向  $\times$  方位向),图像大小为

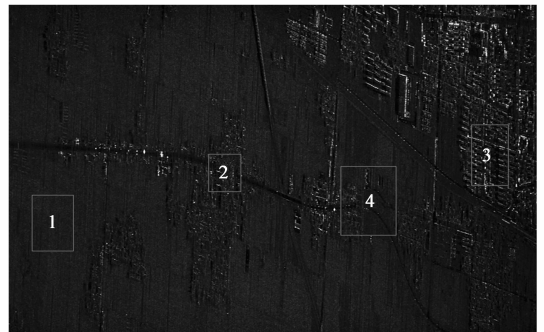


图4 用于测试的SAR图像(为方位向经过8视处理的单通道幅度图像)

1190 像素 × 8192 像素(距离向 × 方位向),如图 4 所示。

首先,为了便于对 IMP 检测量的统计分布模型族的拟合性能进行深入分析,本文按照区域地表植被的覆盖类型和均匀性,从图 4 中截取了 3 种典型的自然场景和人造场景区域(分表标号为 1~3),它们基本能反映对 IMP 检测量进行统计建模时可能面临的地物类型。进而,从图 4 中截取包含慢动目标的典型区域(标号为 4),利用 IMP 检测量进行慢动目标的 CFAR 检测,验证本文所提算法的性能。

### 5.1 IMP 检测量分布模型族的拟合性能分析

图 5 给出了图 4 所示的 3 种具有不同地物类型的区域采用均匀区域环境下 IMP 所服从的  $M-\chi^2(1)$  分布进行拟合的结果,其中  $M-\chi^2(1)$  分布包含的参数  $\nu_0$  由  $M-\chi^2(1)$  MoLC 估计得到。图中表明,IMP 所服从的  $M-\chi^2(1)$  分布能够实现均匀度相对较高的农田区域的

高精度拟合,但随着不均匀度的增加,  $M-\chi^2(1)$  分布对不均匀的高速公路附近区域和极度不均匀的城区的拟合性能都较差,突出表现为不能精确拟合具有较大幅值的 IMP 检测量数据,这会造成慢动目标 CFAR 检测性能的大幅下降。相比而言,当利用不均匀区域和极度不均匀区域环境下 IMP 检测量所服从的  $S^0$  分布、 $S$  分布对图 4 所示的三种具有不同地物类型的区域进行拟合时,不论是均匀度较高的农田区域、不均匀的高速公路附近区域,甚至是极度不均匀的城区,它们都能够实现较高精度的拟合(如图 6、7 所示)。这其中,  $S^0$  分布包含的参数  $\nu, \alpha$  通过  $S^0$  MoLC 估计得到,  $S$  分布包含的参数  $\epsilon, \nu$  和  $\alpha$  利用  $S$  MoLC 获得。对比  $S^0$  分布和  $S$  分布,后者对极度不均匀区域的拟合精度略胜一筹,但综合考虑拟合精度和参数估计效率以及 CFAR 检测阈值的求解等问题,  $S^0$  分布则是更佳的选择。

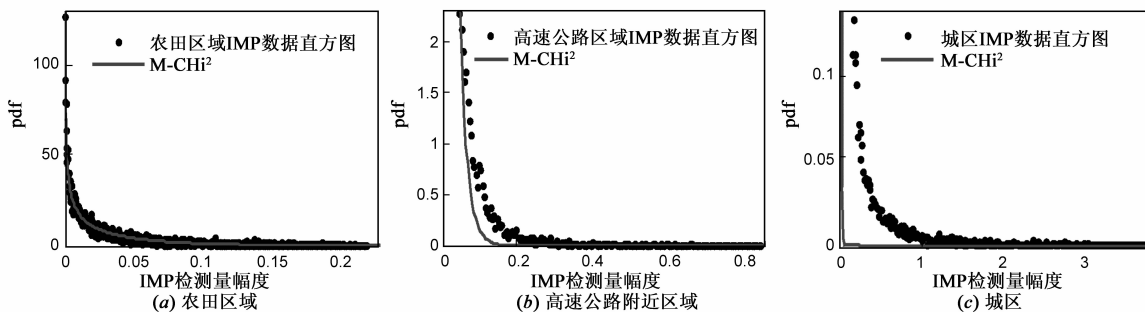


图5 图4中所标注的典型地物区域IMP数据直方图和对应的IMP检测量服从的  $M-\chi^2(1)$  分布

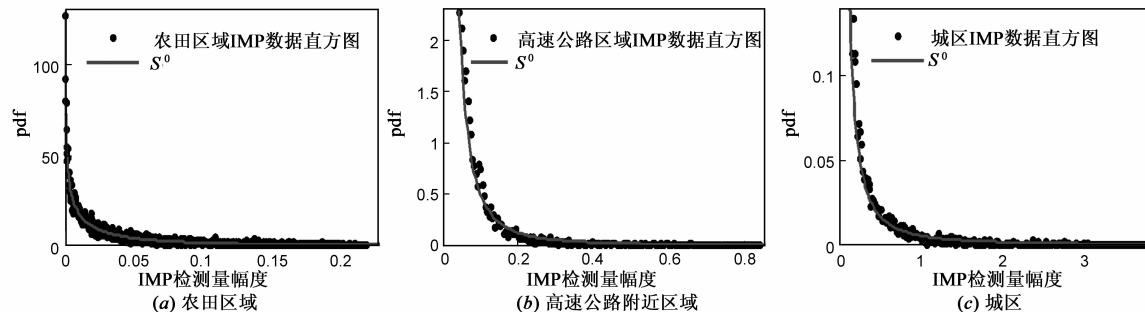


图6 图4中所标注的典型地物区域IMP数据直方图和对应的IMP检测量服从的  $S^0$  分布

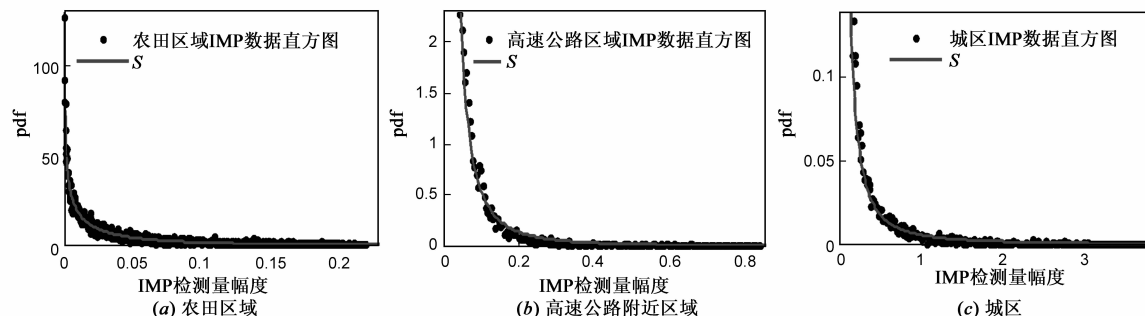


图7 图4中所标注的典型地物区域IMP数据直方图和对应的IMP检测量服从的  $S$  分布

进一步,为了定量评估不同环境下 IMP 检测量的各分布模型的拟合性能,此处,采用 KL 度量、MSE 度量和  $K-S$  检验作为定量评估准则,对  $M-\chi^2(1)$  分布、 $S^0$

分布和  $S$  分布的拟合性能进行定量分析。

基于  $M-\chi^2(1)$  MoLC 的  $M-\chi^2(1)$  分布,基于  $S^0$  MoLC 的  $S^0$  分布和基于  $S$  MoLC 的  $S$  分布分别拟合图

4所示的3种具有不同地物类型的场景区域时对应的KL值、KS值和MSE值曲线如图8所示.由图8定量地反映出:

(1)对于均匀度较高的未长出农作物的农田区域,不论是  $M_{-\chi^2}(1)$  分布,还是  $S^0$  分布和  $S$  分布,他们对

应的KL值、KS值和MSE值都很低小,定量说明本文所推导出的IMP检测量的统计分布模型族是有效的,进而基于它们都能够实现均匀区域中所包含的慢动目标的自动检测.

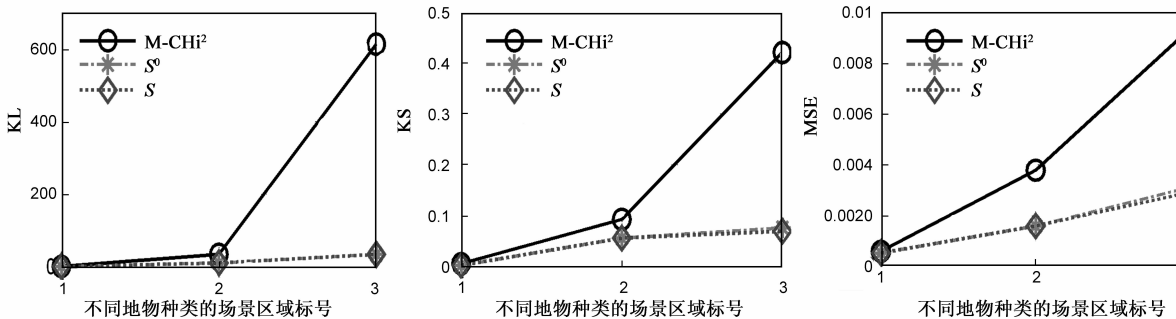


图8 IMP检测量分布模型族对3种具有不同地物种类的场景区域的拟合优度值(从左到右依次为KL值、KS值和MSE值)

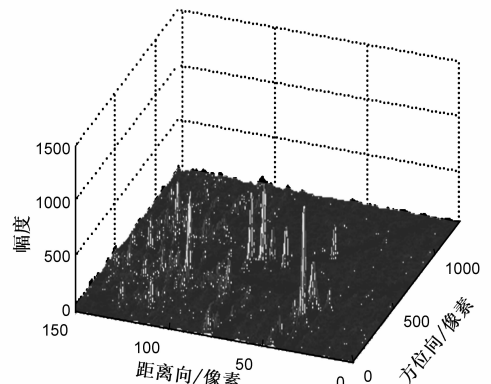
(2)对于具有较高不均匀度的高速公路附近区域和极度不均匀的城区,  $S^0$  分布和  $S$  分布对应的KL值、KS值和MSE值也都很小且非常接近,定量表明  $S^0$  分布和  $S$  分布都能够实现不均匀度较高的环境下IMP检测量数据的精确拟合.需要指出的是,之所以  $S^0$  分布和  $S$  分布对三种具有不同地物类型的场景区域都具有较高的拟合精度,其重要原因是基于 Mellin 变换推导获得的  $S^0_{MoLC}$  和  $S_{MoLC}$  能够准确的获取分布所含各参数的估计值,有效保证了  $S^0$  分布和  $S$  分布的建模能力.我们也尝试了利用矩估计法来估计IMP检测量的各分布模型所包含的参数,此时由于参数的估计精度较差使各分布的拟合性能都产生了不同程度的降低,限于篇幅限制,该部分内容在此不再赘述.

提供了有效解决途径.

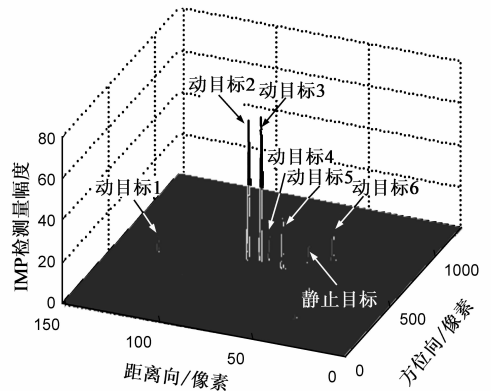
总而言之,不论是图5~7给出的不同场景环境下IMP检测量各分布对典型区域的拟合结果,还是图8列出的KL、KS和MSE这3种定量评估准则的值来看,  $S^0$  分布和  $S$  分布具有均匀度变化下广泛区域对应的IMP检测量数据的精确建模能力.又考虑到  $S^0_{MoLC}$  的参数估计效率较高,且CFAR检测阈值的获取简单精确,所以,可选取  $S^0$  分布作为IMP检测量的统计分布模型,以此实现慢动目标的CFAR检测.

## 5.2 CFAR 检测结果分析

利用图4中标号为4的典型区域对IMP检测量和基于该检测量的慢动目标CFAR检测算法进行验证与分析.由该区域对应的经过配准的前向、后向通道SAR复图像(图9(a)为单个通道的幅度图像)做共轭相乘和邻域平均处理(邻域平均窗口大小为  $3 \times 3$ )得到干涉图后,生成的IMP慢动目标检测量图像如图9(b)所示,图中表明,静止杂波已被抑制到一个相当低的水平,而动目标像素点被有效突显,较原始SAR图像相比SCR得到了大幅提高,这为简单、精确的慢动目标检测的实现



(a) 图4中标号为4的区域对应的单通道SAR图像

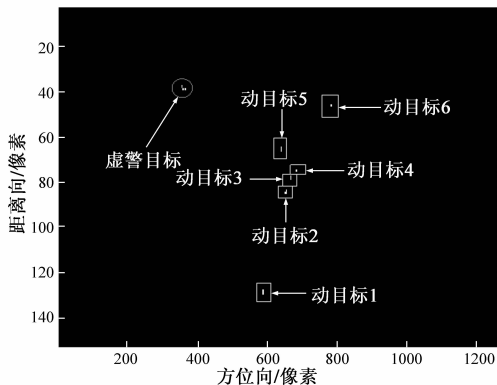


(b) IMP检测量的三维图像

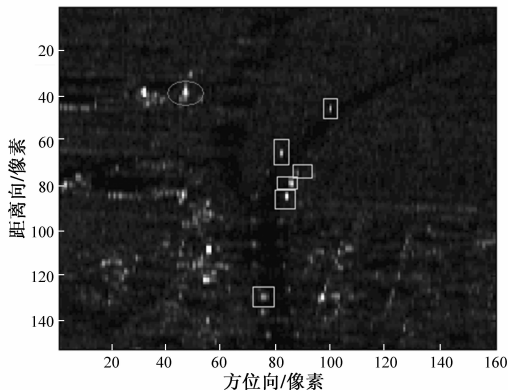
图9 图4中标号为4的典型区域对应的IMP慢动目标检测量图像

进而,以获得的IMP检测量为基础,利用基于  $S^0_{MoLC}$  的  $S^0$  分布实现动目标的CFAR检测.其中,采用的正方形滑动窗口的边长为42个像素,环窗内边长为10个像素,环窗宽度  $r = 32$ ;求解出的全局筛选阈值  $T'_g = 2.2$ ,  $S^0$  分布所包含参数的平均估计值分别为  $\hat{\nu} = 36.1198$  和  $\hat{\alpha} = -1.8463$ ,设定恒虚警率为  $4.5 \times 10^{-4}$ ,根据式求出的平均局部阈值为3.4.以此得到的检测结

果如图 11 所示,总共检测出 6 个动目标,产生了一个虚警目标,证明了基于 IMP 检测量的慢动目标 CFAR 检测算法的有效性.



(a) 基于IMP检测量的CFAR检测结果



(b) 把图9(b)的检测结果标注在原SAR图像中

图10 基于图9(b)的动目标CFAR检测结果

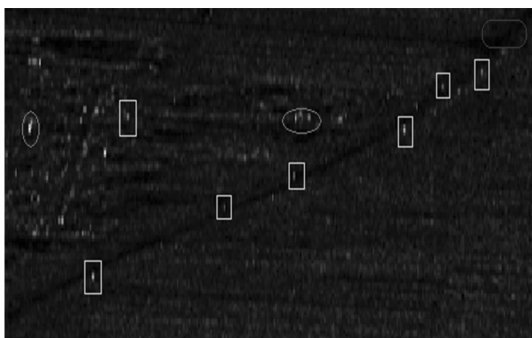


图11 利用基于IMP检测量的CFAR检测算法对图4中另一典型区域进行动目标检测的结果

我们又随机截取了图 4 中标号为 4 的区域右上角的一块数据对基于 IMP 检测量的慢动目标 CFAR 检测算法进行进一步验证分析,采用基于  $S^0$  分布的相同的空心滑窗 CFAR 检测器.其中,  $S^0$  分布所包含的参数平均估计值分别为  $\hat{\nu} = 58.7012$  和  $\hat{\alpha} = -1.3556$ , 设定恒虚警率仍为  $4.5 \times 10^{-4}$ , 利用式求解出的平均检测阈值为 2.9, 以此获得的检测结果如图 11 所示. 在图中, 总计有 7 个动目标被检测出 (如图 11 中矩形框所标注的区域), 产生了 2 个虚警目标 (如图 11 中椭圆所标准的区

域). 当设定恒虚警率为  $1.0 \times 10^{-6}$  时, 此时没有形成虚警目标, 但检测出的动目标个数降为 4 个.

正如前面理论分析中所指出, 基于 IMP 检测量进行动目标检测的前提是“利用静止目标的匹配滤波器仍能够清晰成像”, 图 11 中左上角的一个运动车辆 (如图 11 中椭圆短边矩形所标注的区域) 由于其具有较大的方位向速度导致其发生严重散焦, 此时即使设置较高的虚警率也无法检测出该动目标. 不过, 利用较为成熟的图像自聚焦方法即可实现该目标的检测.

另外, 为了更全面的评估本文检测算法的性能, 分别与检测性能好且实用性高的 DPCA 算法和 Gierull 算法进行对比分析. 为此, 作如下设定, 以图 4 对应的整幅 IMP 检测量图像中大于全局阈值  $T_g$  的像素为慢动目标像素, 设这些慢动目标像素的总个数为  $N_m$ , 图像大小为  $M \times N$ , 则图像中静止场景像素总数为  $N_s = MN - N_m$ . 利用基于  $S^0$  分布的 IMP 检测量进行滑窗检测出的慢动目标像素为  $N_{dmt}$ , 产生的虚警个数为  $N_{ds}$ . 那么定义实际检测率为

$$P_d = \frac{N_{dmt}}{N_m} \quad (37)$$

实际虚警率为

$$P_f = \frac{N_{ds}}{N_s} \quad (38)$$

其中, 全局阈值  $T_g$  通过 IMP 检测量图像的直方图自适应确定. 由于慢动目标像素位于 IMP 检测量图像直方图的拖尾部分, 设  $A_{IMP}$  为对应 IMP 检测量幅度值的随机变量, 则在给定慢动目标像素的置信度为  $1 - \varphi$  的条件下,  $T_g$  由下式确定

$$P\{A_{IMP} > T_g\} = 1 - \varphi \quad (39)$$

$\varphi \in [0, 1]$  为经验值, 其物理含义是表示静止场景在整幅图像中所占的比例, 也即图像中一个像素为慢动目标像素的置信度. 在大幅 IMP 检测量图像中,  $\varphi$  的取值较大, 接近于 1. 进一步, 若由待检测 IMP 检测量图像直方图得到图像累积分布函数 (CDF) 为  $F$ , 从而可利用

$$1 - F(T_g) = 1 - \varphi \quad (40)$$

方便地得到  $T_g$ .

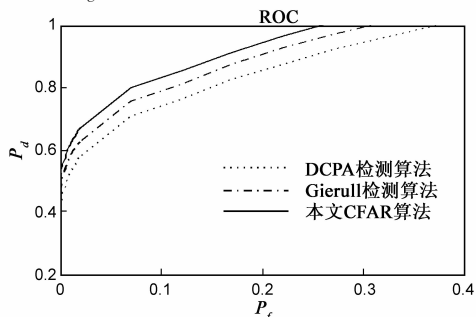


图12 三种检测算法的ROC曲线比较

结合式(37)、(38),图 12 给出了 DPCA 检测算法、Gierull 检测算法和本文基于 IMP 检测量的 CFAR 检测算法的 ROC 曲线。从图中可以看出,本文所提算法的确优于 DPCA 检测算法和 Gierull 检测算法。

## 6 结论

为了实现基于 IMP 检测量的慢动目标 CFAR 检测,以 Wishart 分布和场景环境分类思想为基础,推导得到了 IMP 检测量分布模型族,在此基础上,通过 Mellin 变换导出了各分布模型的新参数估计器,从而建立了完备的 IMP 检测量分布模型族。此外,由各分布模型导出的其对应的 CFAR 检测阈值的求解方式为基于 IMP 检测量的慢动目标自动检测提供了有效的解决途径。对双通道 SAR 实测数据进行实验,并采用 KL 度量、MSE 度量和 K-S 检验作为定量评估准则,并与检测性能好且实用性高的 DPCA 算法和 Gierull 算法进行对比,实验结果不但证明了 IMP 检测量分布模型族及对应参数估计器的有效性,同时也验证了基于 IMP 检测量进行慢动目标自动检测的更优性能。

## 参考文献

- [1] 时公涛,高贵,匡纲要,等.基于干涉图幅度和相位联合的双通道 SAR 地面慢动目标检测方法[J].信号处理,2009,25(6):888-894.  
Shi Gong-tao, Gao Gui, Kuang Gang-yao, et al. A novel dual-SAR detecting method based on joint metrics of interferogram's magnitude and phase for slow ground moving targets [J]. Signal Processing, 2009, 25(6): 888-894. (in Chinese)
- [2] N R Goodman. Statistical analysis based on a certain multivariate complex gaussian distribution (an introduction) [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1963, 34(1): 152-177.
- [3] A C Frery, H J Muller, C F Yanasse, et al. A model for extremely heterogeneous clutter [J]. IEEE Transactions, 1997, GRS-35(3): 648-659.
- [4] K D Ward. Compound representation of high resolution sea clutter [J]. Electron Lett, 1981, 7: 561-565.
- [5] H J Muller. Modeling of extremely heterogeneous radar backscatter[A]. IGARSS'97[C]. Singapore, 1997. 4: 1603-1605.
- [6] 高贵. SAR 图像目标 ROI 自动获取技术研究[D].国防科技大学, 2007. 56-82.
- [7] J M Nicolas, F Tupin. Gamma mixture modeled with "second kind statistics" application to SAR image processing[A]. I-GARSS'02[C]. Toronto, Canada, 2002. 2489-2491.
- [8] C H Gierull. Statistical analysis of multilook SAR interferograms for CFAR detection of ground moving targets [J]. IEEE Transactions, 2004, GRS-42(4): 691-701.

- [9] 时公涛,赵凌君,桂琳,等.基于 Mellin 变换的 K 分布参数估计新方法[J].电子学报,2010,38(9):2083-2089.  
Shi Gong-tao, Gao Gui, Zhou Xiao-guang, et al. A novel parameter estimation method for the K distribution [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9): 2083-2089. (in Chinese)
- [10] 时公涛,高贵,蒋咏梅,等.基于干涉图的双通道合成孔径雷达地面慢动目标检测新方法[J].自然科学进展,2008,18(5):559-572.  
Shi Gong-tao, Gao Gui, Jiang Yong-mei, et al. A novel dual-SAR detection method of the slow ground moving targets based on interferometry [J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(5): 559-572. (in Chinese)
- [11] J S Lee, K W Hoppel, S A Mango, et al. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery [J]. IEEE Transactions, 1994, GRS-32(5): 1017-1028.
- [12] I S Gradshteyn, I M Ryzhik. Table of Integrals, Series, and Products, 7 ed [M]. San Diego, CA: Academic Press, 2007.
- [13] C H Gierull. Statistics of SAR Interferograms with Application to Moving Target Detection [R]. DREO Technical Report TR 2001-045, Defense Research Establishment Ottawa, Department of National Defense, Ottawa, Canada, 2001.

## 作者简介



**时公涛** 男,1980 年生于山东新泰.博士研究生,空军装备研究院情报所工程师.主要从事遥感信息处理、卫星应用等方面的研究工作,发表论文 20 余篇。

E-mail: shigongtao@sina.com



**陈东** 男,博士后,高级工程师,空军装备研究院某所科技处处长,享受国务院政府特殊津贴,全军创新人才工程学科拔尖人才培养对象,国家 863 专家库专家,国家自然科学基金评审专家,北京市海淀区科委项目评审专家.主要研究方向:遥感图像处理、自动目标识别、神经网络等。



**陈涛** 男,1978 年生于湖北武汉.博士研究生,空军装备研究院情报所高级工程师.主要从事遥感信息处理、卫星应用等方面的工作,发表论文 10 余篇。

E-mail: ctakd@yahoo.com.cn