

结合 ICA 相干斑抑制的全极化 SAR 图像分类

王海江^{1,2}, 皮亦鸣¹, 陈红艳³

(1. 电子科技大学电子工程学院, 四川成都 610054; 2. 成都信息工程学院电子工程系, 四川成都 610225;
3. 西南科技大学信息工程学院, 四川绵阳 621010)

摘要: 本文提出了一种结合相干斑抑制的全极化 SAR(Synthetic Aperture Radar) 图像分类新方法. 该方法先对图像数据做 Pauli 分解, 获得三个极化组合通道, 并分别用三种颜色表示这三个极化组合; 再用独立分量分析稀疏编码(ICA-SCS)算法对各颜色通道进行相干斑抑制, 最后把三个颜色通道混合, 实现了对图像信息的分类. 该方法很好的保留了极化通道间的相对相位信息, 同时, 相干斑抑制后的数据直接用于图像分类, 不需要再做任何极化通道组合. 对真实 SAR 图像的分类结果表明, 该方法对分类效果和精度有明显改善.

关键词: 独立分量分析; 全极化 SAR; 相对相位信息; 相干斑抑制; Pauli 分解; 颜色通道

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2006)12-2185-05

Classification of Full-Polarization SAR Images Combined with ICA-Based Speckle Reduction

WANG Hai jiang^{1,2}, PI Yi ming¹, CHEN Hong yan³

(1. College of Electronics Engineering, University of Electronics Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China;
2. Department of Electronics Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu, Sichuan 100871, China;
3. College of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621010, China)

Abstract: A new method for full polarization SAR images classification integrated with speckle reduction is proposed. SAR image is firstly decomposed by Pauli decomposition approach and three combined polarization channels which are denoted by three different colors are obtained. Then the speckle of each color channel is reduced by using ICA sparse coding shrinkage algorithm (ICA-SCS). After speckle reduction, the three channels are constituted to rebuild a classified image with less speckle noise. This method well keeps the relative phase information among the polarization channels. Furthermore, the channels after speckle reduction are directly used for classification without any other combination. The classification results of real SAR images indicate that the classification accuracy is improved obviously.

Key words: independent component analysis (ICA); full polarization SAR; relative phase information; speckle reduction; Pauli decomposition; color channels

1 引言

全极化 SAR 图像为雷达图像中的信息处理和获取提供了更加丰富的目标信息. 利用全极化 SAR 回波数据, 可以对地物目标进行精细的分类. 目前全极化 SAR 图像分类方法按给定的数据类型主要分两大类: 基于散射系数矩阵的分类和基于相干矩阵或协方差矩阵的分类. 单视 SAR 数据一般给出的是散射系数矩阵, 可以在水平和垂直极化基下利用它的元素进行 Pauli 分解^[1,3], 对图像进行分类, 也可利用 Krogager 和 Cameron 提出的分解方法在圆极化基下进行分解^[1,2], 多数情况下使用 Pauli 分解. 多视数据一般给出相干矩阵或协方差矩

阵, 对相干矩阵进行奇异值分解, 用特征值和特征向量组合成一系列参数, 这些参数与散射物理机制密切相关, 根据参数的取值区间可对图像上的目标进行分类, 如 HA 分类、H α at phi 分类等^[4]. 当然, 相干矩阵中包含了各个极化通道(HH HV VH VV)之间的相对相位信息, 因此也可用来进行 Pauli 分解, 对全极化图像中的目标进行分类, 并且由于多视数据的平均效果, 这种分解比基于单视 SAR 数据的 Pauli 分解效果更好. 在极化 SAR 图像中存在着可观的相干斑, 是一种非高斯乘性噪声, 严重影响到目标分类的正确性. 因此, 分类之前对图像进行相干斑抑制是必需的. 目前来说, 传统相干斑抑制算法都有一定的缺点, 如增强 Lee 滤波是对散射矩阵元素做

像素间的平均^[5],因此会带来较大模糊.文献[6]中提出的基于ICA的SAR图像相干斑抑制方法,是对三个极化通道HH、VV、HV的强度进行独立分量分析,从极化SAR图像中分离相干斑噪声,达到相干斑抑制的目的,这样虽然能够有效抑制相干斑,但是各个极化通道的绝对相位信息完全丢失,同时由于是各通道分别处理,通道之间的相对相位信息也丢失了.而基于Pauli分解的图像分类需要极化通道之间的相对信息,因此经过ICA处理后的图像数据不能再用来进行全极化分类.针对这些,我们提出了一种新的全极化SAR图像相干斑抑制和目标分类方法,先用Pauli分解把各极化通道组合成颜色通道,再对组合后的通道HH+VV、HH-VV、HV进行基于ICA稀疏编码算法的相干斑抑制,最后用抑制后的各通道数据进行分类.

2 Pauli分解及相对相位信息

2.1 Pauli分解

假设给出的水平垂直极化基下的散射系数矩阵为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (1)$$

对其进行向量化:

$$\underline{k}_p = V(S) = \frac{1}{\sqrt{2}} \text{Trace}(S, \Psi_p) = (k_0 \ k_1 \ k_2 \ k_3)^T \quad (2)$$

其中 $V(\cdot)$ 表示向量化, Ψ_p 为Pauli基,它由四个基本的Pauli矩阵组成:

$$\Psi_p = \left\{ \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \quad (3)$$

Pauli基中的基本矩阵代表了特定的散射地物类型,它们之间的关联关系如表1所示^[3]:

$$T = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |S_{hh} + S_{vv}|^2 \rangle & \langle (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle 2(S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ \langle (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle |S_{hh} - S_{vv}|^2 \rangle & \langle 2(S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ \langle 2S_{hw}(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & \langle 2S_{hw}(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle 4|S_{hw}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (6)$$

C矩阵的定义为:

$$C = \langle [S_{hh} \ \sqrt{2}S_{hv} \ S_{vv}]^T [S_{hh} \ \sqrt{2}S_{hv} \ S_{vv}]^* \rangle \\ = \begin{bmatrix} \langle |S_{hh}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2}S_{hh}S_{hw}^* \rangle & \langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle \\ \langle \sqrt{2}S_{hw}S_{hh}^* \rangle & \langle 2|S_{hw}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2}S_{hw}S_{vv}^* \rangle \\ \langle S_{vv}S_{hh}^* \rangle & \langle \sqrt{2}S_{vv}S_{hw}^* \rangle & \langle |S_{vv}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (7)$$

C和T之间存在线性关系:

$$T = ACA^{-1}, A = \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2 & 0 & \sqrt{2}/2 \\ \sqrt{2}/2 & 0 & -\sqrt{2}/2 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

若给出的数据为T矩阵,则可由其对角线元素开方直接得到蓝、红、绿三个颜色通道,混合可得到分类后的彩色图像.若给出的矩阵是C矩阵,则可先由式(8)得到T矩阵,再进行相应的分类操作.

2.1 颜色通道中的相位信息

由Pauli分解得到的三个颜色通道,实际上包含了各个极化通道之间的相对相位信息.一般情况下 S_{hh} 、 S_{hw} 、 S_{vv} 都是复数,不妨令:

表1 矩阵与散射类型对照表

Pauli 矩阵	散射类型	地物形式
$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	奇数次反射	球面、平面、对称角状物
$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$	偶数次反射	二面角
$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	奇数次反射 $\pi/4$ 倾斜	$\pi/4$ 倾斜的二面角 (包含植被体散射)
$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	交叉极化物	后向散射中不存在

将式(3)代入式(2)中容易求得:

$$\underline{k}_p = V(S) = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv} \ S_{hh} - S_{vv} \ S_{hw} + S_{vh} \ i(S_{hw} - S_{vh})]^T \quad (4)$$

四个元素 $S_{hh} + S_{vv}$ 、 $S_{hh} - S_{vv}$ 、 $S_{hw} + S_{vh}$ 、 $i(S_{hw} - S_{vh})$ 的大小代表了散射矩阵与四个Pauli矩阵的相关程度,根据表1,这四个元素的大小也就代表了某个像素点上的各种地物形式所占的比例.在后向散射并且满足互异性的条件下, $S_{hw} = S_{vh}$,因此 \underline{k}_p 最后一个元素为零,只剩下三个元素 $S_{hh} + S_{vv}$ 、 $S_{hh} - S_{vv}$ 、 $2S_{hw}$,代表了三大类地物(表1中的前三类).对于每一个像素,我们用蓝、红、绿三种颜色分别表示它们的幅度 $|S_{hh} + S_{vv}|$ 、 $|S_{hh} - S_{vv}|$ 、 $|2S_{hw}|$,得到三个颜色通道,三个颜色通道混合就可得到分类后的彩色图像.

多视SAR图像数据一般为相干矩阵T或协方差矩阵C.T矩阵的定义为:

$$T = \langle \underline{k}_p \underline{k}_p^* \rangle \quad (5)$$

其中 $\langle \cdot \rangle$ 表示按视数平均.在后向散射并满足互异性的条件下:

$$\begin{aligned} S_{hh} &= A e^{j\varphi(hh)} \\ S_{hw} &= B e^{j\varphi(hw)} \\ S_{vv} &= C e^{j\varphi(vv)} \end{aligned} \quad (9)$$

其中A、B、C为三个极化通道的幅度, $\varphi(hh)$ 、 $\varphi(hw)$ 、 $\varphi(vv)$ 为相位.Pauli分解后:

$$|S_{hh} + S_{vv}| = |A e^{j\varphi(hh)} + C e^{j\varphi(vv)}| = |e^{j\varphi(hh)} (A + C e^{j(\varphi(vv) - \varphi(hh))})| \\ = |A + C e^{j(\varphi(vv) - \varphi(hh))}| \quad (10)$$

此时绝对值符号里面已不能提取公共相位因子.同理可得

$$|S_{hh} - S_{vv}| = |A - C e^{j(\varphi(vv) - \varphi(hh))}| \quad (11)$$

由此可见,蓝、红两个颜色通道中存在HH、VV两个极化通道的相对相位信息.

如果直接对极化通道取强度进行相干斑抑制^[5,6],则相干斑抑制后的强度 $|S_{hh}| = A$ 、 $|S_{hw}| = B$ 、 $|S_{vv}| = C$ 只含有幅度信息,这些信息将不能恢复 $|S_{hh} + S_{vv}|$ 和 $|S_{hh} - S_{vv}|$.因此我们进行的是对颜色通道的相干斑抑制.

前面说过,若给出的数据不是相干矩阵T而是协方差矩阵C,则可先由式(8)得到T,再将对角线元素开平方得到多

视平均后的颜色通道数据. 现给出一种直接由 C 矩阵求颜色通道的方法. 单视情况下 C 矩阵的第一列元素组成的向量为:

$$V = [|S_{hh}|^2 \quad \sqrt{2}S_{hw}S_{hh}^* \quad S_{vv}S_{hh}^*]^T \quad (12)$$

向量第一个元素与第三个元素相加在除以第一个元素的平方根再取绝对值即可得到蓝色通道, 即:

$$B = [V(1) + V(3)] / \sqrt{|V(1)|} = \left\| \frac{|S_{hh}|^2 + S_{vv}S_{hh}^*}{|S_{hh}|} \right\|$$

$$= \left\| \frac{S_{hh}S_{hh}^* + S_{vv}S_{hh}^*}{|S_{hh}|} \right\| = \left\| \frac{S_{hh} + S_{vv}}{S_{hh}} \right\| |S_{hh}^*| = |S_{hh} + S_{vv}| \quad (13)$$

同理可得

$$R = [V(1) - V(3)] / \sqrt{|V(1)|} = |S_{hh} - S_{vv}| \quad (14)$$

$$G = \sqrt{2} V(2) / \sqrt{|V(1)|} = 2 |S_{hw}| \quad (15)$$

多视情况下矩阵的各元素是单视情况的平均, 仍可利用上面的公式求取. 由此可以看出, 用这种方法省去了式(8)中的矩阵变换, 减少了运算量, 求出的颜色通道同样保留了极化通道的相对相位信息.

3 基于独立分量分析(ICA)的相干斑抑制

3.1 基于 ICA 的稀疏编码算法

独立分量分析是由主分量分析(PCA)算法发展而来, 其思想是使对观测数据变换后的各分量 u_i 尽可能相互独立, 比 PCA 中的互不相关更为严格, 它涉及到数据的高阶统计特性. 目前, ICA 已被用于遥感图像处理, 在极化合成孔径雷达图像处理中, 利用基于 ICA 的稀疏编码算法技术可以有效降低相干斑噪声, 提高图像质量, 并且其效果比很多其他的相干斑抑制算法都好^[6].

在 ICA 的数据模型中, X 是独立分量 S 的线性组合:

$$X = BS \quad (16)$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为观测向量, $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 为待估计的呈稀疏分布的分量, B 为混合矩阵. 独立分量分析的关键问题是寻找一个解混矩阵 W , 使对 X 进行线性变换后的向量 $U = WX$ 中各分量 u_i 尽可能相互独立, 其中 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$. 从投影追踪的角度讲, ICA 是把非高斯性最强的方向作为投影方向^[7], 使变换后的各分量 u_i 非高斯性最强, 此时 U 是对独立分量 S 的最佳估计, 即:

$$S = U = WX \quad (17)$$

对图像数据而言, 是使变换后的各分量呈超高斯分布, 即满足稀疏分布特性, 因此, 可用 ICA 算法来最大化分量之间的稀疏性, 实现自然图像数据的稀疏编码.

在图像数据的 ICA 噪声模型中,

$$X = B(S + n) \quad (18)$$

S 为待估计的独立分量, 其中各个分量 S_i 服从超高斯分布, 这里假设服从典型的稀疏分布(Laplace 分布), n 为独立于 S 的高斯噪声, 方差矩阵记为 $\sigma^2 I$, 其中 I 为单位阵. 可以证明, 如果解混矩阵 W 是正交矩阵, 解混变换后 S 的估计量 $U = WX$ 中混有的噪声方差仍为 $\sigma^2 I$, 即分量 u_i 为超高斯分布的待估计变量与高斯随机变量(方差为 σ^2)的和, 那么待估计量

s_i 的最大似然估计 \hat{s}_i 有如下形式^[8]:

$$\hat{s}_i = f(u_i) = \text{sign}(u_i) \max(0, |u_i| - \sqrt{2}\sigma^2) \quad (19)$$

3.1 基于 ICA 稀疏编码算法的 SAR 图像相干斑抑制

在极化 SAR 成像中, 每个极化通道的相干斑噪声是一种与目标独立的乘性噪声^[9], Arsenault 等人^[10]证明了在独立视数足够大(通常 $N > 3$)的情况下, Gamma 分布的相干斑噪声取对数变换后, 概率密度函数近似服从高斯分布, 且方差为 $1/N$.

我们首先由相干矩阵数据(T)得到由极化通道组合成的颜色通道数据 $|S_{hh} + S_{vv}|$, $|S_{hh} - S_{vv}|$, $2|S_{hw}|$, 在处理之前对 SAR 原始数据进行对数量化, 将相干斑乘性模型转化为线性混合模型(加性噪声). 由于组合之前各极化通道信号与噪声相互独立, 噪声服从高斯分布, 由高斯分布的性质可知, 组合后的各颜色通道的噪声仍然服从高斯分布, 接下来利用基于 ICA 的稀疏编码对极化 SAR 图像的各个颜色通道进行相干斑抑制.

我们采用的是旧金山地区的机载 SIR C/X 全极化 SAR 图像, 截取了地物相对丰富的部分进行相干斑抑制. 首先选取了 12 幅具有代表性的自然图像作为训练样本, 从这些自然景物图像中随机截取一系列 8×8 的训练子图像, 按像素位置首尾相连构成 1×64 的列向量, 把这些向量进行一系列预处理

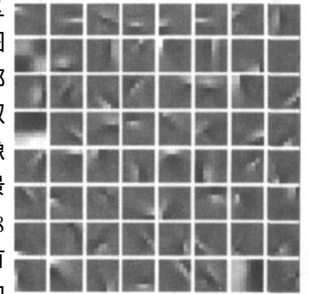


图 1 实验中提取的基图像

(去均值、白化和降维处理)后作为 ICA 处理的输入样本. 用这些样本估计混合矩阵 B , 估计过程中采用的是 FastICA 算法^[7], B 的每列为 64×1 的列向量, 对应一个 8×8 的基图像, 实验中获得 64 个基向量如图 1 所示. 将 B 正交化得变换矩阵的逆矩阵 W^T , 然后按照式(17)用变换矩阵 W 对要进行相干斑抑制的图像数据进行投影, 再用式(19)的稀疏编码收缩法(SCS)对投影变换后的向量中的每个元素做变换, 去除在高阶信息中取值较小的高斯噪声. 最后将去噪后的数据 s_i 按照 $X = W^T S$ 投影回原图像空间, 重建原始图像. 图像各颜色通道相干斑抑制前后的图像如图 2、3 所示.

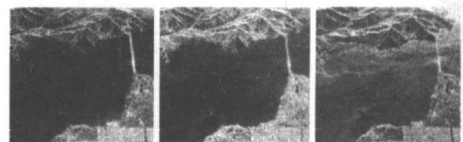


图 2 旧金山地区相干斑抑制之前的各颜色通道(R、G、B)

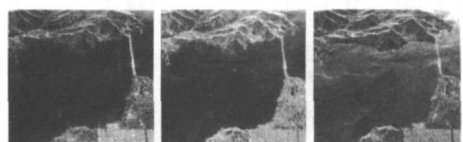


图 3 旧金山地区相干斑抑制之后的各颜色通道(R、G、B)

对比图 2 和图 3 可以看出, 各通道相干斑得到了明显的抑制. 为了定量描述相干斑抑制效果, 我们把图像均匀区域相

干斑抑制前后的相干斑系数进行了比较,如表 2 所示.相干斑指数定义为图像的标准差与均值的比值.

表 2 旧金山地区处理前后相干斑指数对比

图像 \ 通道	红色通道	绿色通道	蓝色通道
原始图像	$ S_{hh} - S_{vv} $ 0.1408	$ 2S_{hv} $ 0.1515	$ S_{hh} + S_{vv} $ 0.2466
处理后图像	0.0856	0.0940	0.1041

为了说明相干斑抑制算法的有效性,我们利用同样的方法,对 1994 年 10 月 4 日 SIR C 雷达获取的 L 波段香港地区的图像极化 SAR 图像场景进行了 Pauli 分解后的相干斑抑制.相干斑抑制前和抑制后的各通道如图 4 和图 5 所示,相干斑指数如表 3 所示.从这些图和表中可以看出相干斑得到了很好的抑制.



图 4 香港地区相干斑抑制之前的各颜色通道 (R、G、B)



图 5 香港地区相干斑抑制之后的各颜色通道 (R、G、B)

表 3 香港地区处理前后相干斑指数对比

图像 \ 通道	红色通道	绿色通道	蓝色通道
原始图像	$ S_{hh} - S_{vv} $ 0.6876	$ 2S_{hv} $ 0.8822	$ S_{hh} + S_{vv} $ 0.5550
处理后图像	0.6010	0.8247	0.4706

4 图像分类结果

把基于 ICA-SCS 的相干斑抑制后的三个颜色通道混合,即可得到分类后的图像.我们把两个地区未加相干斑抑制、基于 ICA-SCS 的相干斑抑制后以及基于增强 Lee 滤波^[5]抑制后的分类图像示于图 6 和图 7.

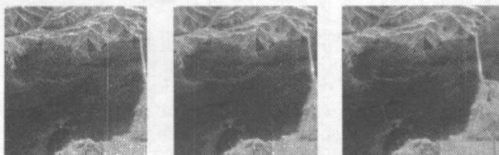


图 6 旧金山地区分类效果



图 7 香港地区分类效果

从视觉效果来看,基于 ICA-SCS 的相干斑抑制对图像分

类质量有明显改善.而增强 Lee 滤波在抑制相干斑的同时给分类后的图像带来一些模糊,并且相干斑抑制效果要比 ICA 差些.

为了定量比较相干斑抑制前后的分类效果,我们参考旧金山地区截取部分的主要地物信息(如图 8 所示),对几种地物分类精度等指标作了估计,如表 4 所示.从表 4 中可以看出,基于 ICA 的相干斑抑制对分类精度提高比增强 Lee 滤波大.

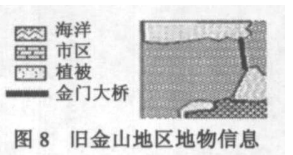


图 8 旧金山地区地物信息

表 4 分类效果

分类图像	评价指标		分类精度			
	相干斑噪声	模糊程度	海洋	市区	植被	金门大桥
相干斑抑制前	强	无	98.2%	92.6%	93.3%	90.1%
基于 Lee 滤波的相干斑抑制后	极弱	较大	98.7%	92.9%	93.0%	89.8%
基于 ICA 的相干斑抑制后	极弱	很小	99.0%	93.4%	94.5%	90.8%

需要指出的是,基于 ICA-SCS 的去相干斑方法对分类效果的改善是以更大的运算量为代价的.两种方法都是用滑动窗对图像进行截取,然后对子窗口内的图像进行处理.对于同一幅图像,如果两种方法的滑动窗口大小一样,那么截取的子窗口数目也是一样的,因此我们可用每个子窗内的运算量作比较.假设子窗口大小是 7×7 的,在 ICA 算法中总共需要的运算量为:147 次乘法和 2548 次加法. Lee 滤波中需要的运算量:52 次乘法和 100 次加法.通过比较我们发现,ICA 的运算量要比 Lee 滤波大很多,但对于极化 SAR 图像处理来说,去噪和分类效果是最重要的,因此这种运算量的增加是值得的.

5 结论

Pauli 分解后的颜色通道在对数处理后相干斑模型仍服从近似的高斯分布,并且包含了各极化通道间的相对相位信息,对它们进行相干斑抑制后再进行分类,克服了直接对极化通道相干斑抑制后的相位丢失问题.对 SIR C/X 全极化 SAR 图像的分类结果表明,对三个颜色通道进行基于 ICA-SCS 相干斑抑制后再进行组合分类,分类后的斑点噪声大大减少,并且没有带来较大的模糊,分类效果取得了明显的改善.

参考文献:

- [1] Alberga V, Krogager E. Potential of coherent decompositions in SAR polarimetry and interferometry [A]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'04. Proceedings [C]. USA: IEEE, 2004. 1792-1795.
- [2] Krogager E. New decomposition of the radar target scattering matrix [J]. Electronics Letters, 1990, 16(18): 1525-1527.
- [3] Hellmann M. SAR polarimetry tutorial [EB/OL]. <http://epsilon.nought.de/>, 2001-10-01/2005-11-06.
- [4] Cloudy S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR [J]. IEEE Transac

tions on Geosciences and Remote Sensing, 1997, 35(1): 68–78.

- [5] Lee J S, Mitchell R, et al. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2363–2373.
- [6] Chen C H, Wang X. A novel theory of SAR image restoration and enhancement with ICA[A]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS' 04 Proceedings[C]. USA: IEEE, 2004. 3911–3914.
- [7] Hyvarinen A, et al. Independent Component Analysis[M]. New York: John Wiley, 2001.
- [8] Hyvarinen A. Noisy independent component analysis, maximum likelihood estimation, and competitive learning[A]. IEEE International Conference on Neural Networks Conference Proceedings[C]. USA: IEEE, 1998. 2282–2287.
- [9] Pi Yi ming, et al. Polarimetric speckle reduction using multi texture maximum likelihood method[J]. IEE Electronic Letter, 2003, 39(18): 1348–1349.
- [10] Arsenault H H, April G. Properties of speckle integrated

with a finite aperture and logarithmically transformed[J]. Journal Optical Society America, 1976, 66(11): 1160–1163.

作者简介:



王海江 男, 1977 年 12 月生于山东省诸城市, 博士研究生, 主要研究方向为 SAR 图像处理、极化干涉 SAR 图像处理等.

E-mail: whjpost6@126.com



皮亦鸣 男, 1968 年 10 月出生于贵州省, 现为电子科技大学教授、博导, 发表学术论文 40 余篇, 获部级科技进步一等奖三项. 从事雷达信号处理、雷达成像、导航定位等方面的研究工作.

E-mail: ympi@uestc.edu.cn