全极化合成孔径雷达多视图像的极化特征分析 1

王晓兰 戴博伟 杨汝良

(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

摘 要 该文基于乘性相干斑模型,对全极化合成孔径雷达多视图像的极化特征参数(同极化比、交叉极化比和同极化相位差)进行了分析,利用实际的模拟数据对特征参数的 PDF 进行了拟合测试,分析了多视极化特征参数的统计特性对极化相干斑抑制算法的影响。利用极化比和相位差的特点,对地物进行分类,所得分类精度与利用最优极化分类法的分类精度具有可比性。

关键词 极化合成孔径雷达,多视,相干斑,极化特征,分类

中图号 TN958, TN957.7

1 引言

相干斑是合成孔径雷达 (SAR) 图像不可避免的缺陷,为获得精确的地物测量,通常采用空间域平均来抑制相干斑,但这牺牲了空间分辨率。随着各种极化 SAR 数据的获得,为相干斑抑制提供了新的途径。由此出现了各种利用极化 SAR 数据的极化相干斑抑制算法 [1,2]。它们可以在保持图像空间分辨率的同时达到相干斑抑制的目的。通常这些算法的实现,都涉及到极化特征参数 (同极化比、交叉极化比,相关系数) 的估计问题,极化参数的估计精度对相干斑抑制的性能有很大影响。为此,有必要了解极化特征参数的特性,尤其是它们的多视平均的统计特性。文献 [3] 推导出了高斯模型下的多视极化 SAR 数据的极化特征参数 (同极化比、交叉极化比和同极化相位差) 的概率密度函数 (PDF),并把结果推广到非均匀场景。本文通过实际的数据模拟对所得 PDF 进行了拟合测试检验。利用模拟的数据,分析了极化特征参数的估计对相干斑抑制算法的性能影响。另外,极化特征参数反映了地物的类型变化,通过对极化特征参数的分析,有助于获得更精确的地物信息。利用极化比和相位差的特点,对地物进行分类,所得分类精度与利用最优极化分类法的分类精度具有可比性。

2极化特征参数的统计特性

全极化 SAR 测量得到的散射矩阵包含 4 个复元素 HH, VV, HV, VH, 对于互易介质, HV = VH. 由散射矩阵中的 3 个独立的复元素可组成目标的极化测量向量为

$$X = [HH \ HV \ VV]^T \tag{1}$$

T 表示转置,通常假设 HV 与 HH, VV 间独立不相关,此时, X 的协方差矩阵 C 为

$$C = E[XX^H] = \sigma_{HH} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \rho\sqrt{\gamma} \\ 0 & f & 0 \\ \rho\sqrt{\gamma} & 0 & \gamma \end{bmatrix}$$
 (2)

$$\sigma_{HH} = E[|HH|^2], \ f = \frac{E[|HV|^2]}{E[|HH|^2]}, \ \gamma = \frac{E[|VV|^2]}{E[|HH|^2]}, \ \rho = \frac{E[HH \cdot VV^*]}{E[|HH|^2]E[|VV|^2]}, \eqno(3)$$

^{1 2000-04-27} 收到, 2000-08-15 定稿

其中 $E[\cdot]$ 表示统计平均, H 表示转置共轭, σ_{HH} 为 HH 的平均功率, f 为 HV 与 HH 的平均功率之比, γ 为 VV 与 HH 的平均功率之比, ρ 为同极化 HH, VV 间的相关系数。在进行极化特征分析时,同极化比、交叉极化比、同极化相位差,以及同极化间的相关系数是 4 个常用的极化特征参数,分别定义为

$$r_{VV/HH} = \frac{|VV|^2}{|HH|^2}, \ r_{HV/HH} = \frac{|HV|^2}{|HH|^2}, \ \phi_{HH-VV} = \angle HHVV^*$$

$$\rho_{HH-VV} = \frac{HH \cdot VV^*}{\sqrt{|HH|^2 \cdot |VV|^2}}, \tag{4}$$

随着极化数据的获得,出现了各种利用极化数据的相干斑抑制算法,比如极化白化滤波法 (基于高斯模型假设 ^[4]),它的滤波图像为

$$y = \frac{|HH|^2}{\sigma_{HH}(1 - |\rho|^2)} + \frac{|VV|^2}{\sigma_{HH}(1 - |\rho|^2)\gamma} + \frac{|HV|^2}{\sigma_{HH}f} - \frac{2|\rho|}{\sigma_{HH}(1 - |\rho|^2)\sqrt{\gamma}} \times |HH||VV|\cos(\phi_{HH} - \phi_{VV} - \phi_{\rho})$$
(5)

算法实现性能的关键就在与对 f, γ , ρ 的精确估计,通常采用滑动窗口对各参数进行局部统计估计。其实质就是对极化 SAR 数据进行 n 视平均,把得到的 n 视样本的协方差矩阵元素代入 (4)式,从而得到 f, γ , ρ 的近似估计, n 视样本的协方差矩阵为

$$\overline{C}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i X_i^T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} |HH|^2 & HHHV^* & HHVV^* \\ HVHH^* & |HV|^2 & HVVV^* \\ VVHH^* & VVHV^* & |VV|^2 \end{bmatrix}$$
(6)

故需了解极化特征参数的统计特性,以对参数进行合理精确的估计。下面结合模拟数据分别讨论高斯模型和非高斯模型两种假设下的多视极化特征参数的统计特性。

2.1 高斯模型下的统计特性

当空间测量区域为均匀的分布目标,可得散射矩阵的各复元素服从高斯分布。此时同极化比 $r_{VV/HH}$ 的 PDF 为 $^{[3]}$

$$P(r_{VV/HH}) = \frac{2^{n-1}\gamma^n (1-|\rho|^2)^n (2n-1)!! (\gamma+r)r^{n-1}}{\Gamma(n)((\gamma+r)^2 - 4\gamma|\rho|^2r)^{n+1/2}}$$
(7)

(7) 式中的 r 是 $r_{VV/HH}$ 的简写,当 $\rho = 0$ 时,得到交叉极化比 $r_{HV/HH}$ 的 PDF 为

$$P(r_{HV/HH}) = \frac{2^{n-1} f^n (2n-1)!! (f+r) r^{n-1}}{\Gamma(n) (f+r)^{2n+1}}$$
(8)

(8) 式中的 r 就是 $r_{HV/HH}$ 的简写, n 代表多视数。 (9) 式是同极化相位差的 PDF ,其中 $\beta = |\rho|\cos(\phi_{HH-VV} - \phi_{\rho}), P_{n-3/2}^{-n-1/2}(-\beta)$ 为第一类的连带 Lengendre 函数 ^[3] 。

$$P_n(\phi_{HH-VV}) = \frac{(1-|\rho|^2)^n \Gamma(2n)}{2^{n+1/2} \sqrt{\pi} \Gamma(n)} \left(\frac{1}{1-\beta^2}\right)^{(n+1/2)/2} \cdot P_{n-3/2}^{-n-1/2}(-\beta)$$
(9)

2.2 非高斯模型下的统计特性

通常雷达照射区域是非均匀的,本文基于最常用的 K 分布模型,假定背景的平均散射截面积服从 gamma 分布,此时在空间上的波动将大于或接近于空间分辨率 $^{[4]}$,在多极化情况下,散射协方差矩阵可以表示为

$$\overline{C} = w\overline{C}^h \tag{10}$$

w 代表背景纹理特征, $\overline{\mathcal{C}}^h$ 为均匀介质的协方差矩阵,由此得到无条件的复矢量 X 的 PDF 为

$$P(X) = \int_0^\infty P_G(X|w\overline{C}^h)P_\gamma(w)\mathrm{d}w \tag{11}$$

其中 $P_G(X|w\overline{C}^h)$ 为复矢量 X 的条件概率密度, $P_{\gamma}(w)$ 为 w 的概率密度函数。对于单视的极化数据,在计算极化比和相位差时,背景的散射波动将上下抵消,故 K 分布场景下的单视极化比和相位差的 PDF 与高斯模型下相同。对于多视的极化数据,根据背景散射波动的大小,本文讨论两种情况。一种假设散射波动近似等于一个多视单元,多视协方差矩阵为

$$\overline{C}^n = \frac{w}{n} \sum_{i=1}^n \overline{C}_{1,i}^h \tag{12}$$

此时,极化特征参数的 PDF 等于前面高斯假设下极化特征参数的 PDF。由于通常地物变化的过渡性,亦即测量数据的小范围相关性,在进行相干斑抑制时,经常用到此假设。另一种假设背景散射波动小于一个多视单元,多视协方差矩阵为

$$\overline{C}^n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \overline{C}_{1,i}^h \tag{13}$$

此时背景波动将不能在计算中消去,但是随着多视数 n 的增加,多视极化特征参数的 PDF 将接近于高斯假设情况下的 PDF . 对此,本文通过实际模拟数据进行了验证。

3数据模拟

基干乘性相干斑噪声模型, 地物回波信号可以表示为

$$Y = XV \tag{14}$$

这里,X 代表地物纹理,V 代表相干斑噪声。本文模拟地物服从 gamma 分布 (具有指数的相关特性),具体模拟步骤如下:

- (1) 产生 (0,1) 高斯分布的非相关样本 X_{ij} ;
- (2) 把 X_{ij} 通过二维线性滤波器,得到相关的二维高斯样本 $Y_{ij}^{[5]}$;
- (3) 对 Y_{ij} 进行变换,得到相关的二维 (0,1) 均匀分布的样本 U_{ij} ;
- (4) 对 U_{ij} 进行变换,得到相关的二维 gamma 分布的地物背景散射信号 X;
- (5) 产生均匀的高斯杂波,本文采用 Monte Carlo 模拟法得到均匀的高斯杂波,复矢量 X 表示为

$$\begin{bmatrix} HH \\ HV \\ VV \end{bmatrix} = \sqrt{\sigma} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{f} & 0 \\ \rho^* \sqrt{\gamma} 0 & 0 & \sqrt{\gamma} (1 - |\rho|^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_0 + ig_1 \\ g_2 + ig_3 \\ g_4 + ig_5 \end{bmatrix}$$
(15)

式中 g; 均为统计独立的均值为零, 方差为 0.5 的高斯随机变量。

4模拟结果

4.1 极化特征参数的模拟分析

图 1(a), 1(b), 1(c), 1(d) 分别给出了协方差参数 $|\rho|=0.8$, $\gamma=2$, f=0.1, $\phi_{\rho}=0$ 时的高斯模型和服从 (12) 式假设的 K 分布模型 $(\alpha=2.6)$ 的模拟数据的极化特征参数直方图与 (7)、 (8), (9) 式表示的理论曲线的拟合,可见,三者吻合很好。图 1(a) 给出了同极化比的 PDF 随n 的变化情况,可以看出,当多视数 n=1 时, $r_{VV/HH}$ 分布函数具有一个很长的拖尾,随着n 的增加,分布函数变得越来越对称于 γ ,其同极化比也越来越接近于 γ 。图 1(b) 给出了交叉极化比的 PDF 随n 的变化情况。它的变化与同极化比相似。交叉极化比的 PDF 就是通常的 F分布。当 n=1 时,交叉极化比的均值和标准偏差不存在。当 n>1 时

$$E[r_{HV/HH}] = \frac{2fn}{2n-1}, \qquad n > 1$$
 (16)

$$\sigma_{r_{HV/HH}} = \sqrt{\frac{f^2 n(2n-1)}{(n-2)(n-1)^2}}$$
(17)

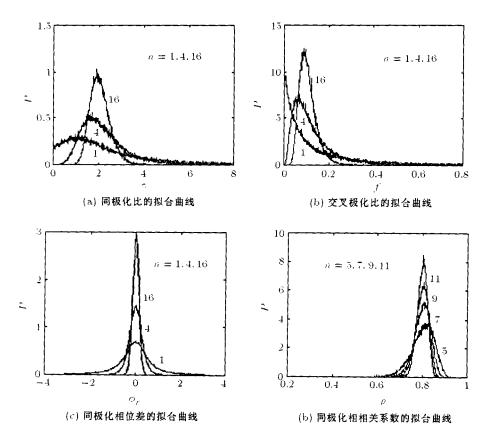


图 1 模拟的高斯模型和 K 分布模型的直方图拟合曲线

单视的同极化比的均值并不总存在,当 $|\rho|<1$ 时, $r_{VV/HH}P(r_{VV/HH})$ 随着 γ 的增大而增大,故其均值不存在;但当 $|\rho|=1$ 时,它的均值等于 γ ,其标准偏差结果也与其类似。由

于相关系数的存在,没有完全的同极化比的均值和标准偏差的表达式,但可以通过数值积分得到。当相关系数等于零时,可以用(16),(17)两式表示。

图 1(c) 给出了同极化相位差的 PDF 与 n 的变化关系。随着 n 的增大,分布的宽度变窄。 当 $|\rho|=0$ 时,同极化相位为 $0\sim 2\pi$ 的均匀分布,此时等同于交叉极化相位差,不含有用信息。 当 $|\rho|=1$ 时, PDF 为 delt 函数。通常情况下, ϕ_{ρ} 不等于平均相位,同极化相位差的均值和标准偏差可以通过数值积分的方法得到。

图 1(d) 给出了同极化相关系数 ρ_{HH-VV} 的 PDF 与 n 的变化关系曲线。随着 n 的增大, ρ_{HH-VV} 的 PDF 越接近对称于 ρ 。

表 1 给出了各极化特征参量随多视数及 gamma 分布参数的变化情况 (基于 (13) 式的非均匀假设)。 其中 $\alpha=\infty$ 代表均匀场景。由表 1 可以看出,随着多视数的增加,多视极化特征参数的均值接近于 γ , f, ρ 。 随着 n 的增大,在 (13) 式的非均匀假设下的非均匀度对多视极化特征参数影响变小,且它的统计平均值接近与 γ , f, ρ 。

						• •	
视数	α	γ	ho	f	$E[r_{VV/HH}]$	$E[r_{HV/HH}]$	$E[\phi_{HH-VV}]$
1	∞	1.9826	0.7990	0.1011	9.7737	1.2165	-0.0050
	2.6	2.0058	0.8032	0.0992	7.8693	0.7818	-0.0014
4	∞	2.0070	0.7992	0.1000	2.2436	0.1332	-0.0022
	2.6	2.0036	0.8010	0.1004	2.2460	0.1347	0.0010
16	∞	1.9973	0.7997	0.1000	2.0516	0.1059	-0.0002
	2.6	2.0044	0.7991	0.0993	2.0445	0.1062	-0.0006

表 1 极化特征参数随视数的变化关系

4.2 极化特征参数的估计精度对相干斑抑制算法性能的影响

本文利用极化白化滤波法 (PWF) 对模拟高斯杂波图像进行平滑,采用常用的相干斑衡量参数: s/m= 标准偏差 / 均值。所得模拟的 HH 极化图像的 s/m=0.0828dB,理想的 PWF 滤波效果为 s/m=-4.7726dB。设相关系数 (ρ) 的估计窗口尺寸为 $L1\times L1$,极化比 (f,γ) 的估计窗口尺寸为 $L2\times L2$ 。误差函数 (err) 用来衡量不同窗口尺寸下的 PWF 的平滑效果与理论值的偏离度。 err 定义为

$$err = ((s/m)_{HH} - (s/m)_{PWF})/(s/m)_{PWF})$$
(18)

$L1 \times L1$	$L2 \times L2$	s/m(dB)	err(%)	$L1 \times L1$	$L2 \times L2$	$s/m(\mathrm{dB})$	err(%)
3×3	3×3	-4.0397	15.36	4×4	4×4	-4.3856	8.11
5×5	5×5	-4.5488	4.70	5×5	11 × 11	-4.6183	3.23
5×5	7 × 7	-4.6124	3.35	7 × 7	5 × 5	-4.4749	6.24
5×5	9× 9	-4.6154	3.29	9 × 9	5×5	-4.4609	6.53

表 2 不同窗口尺寸的 PWF 的平滑效果比较

表 2 为不同窗口尺寸下的 PWF 平滑效果比较。可以看出,随着平滑窗口的尺寸增大, PWF 平滑效果增强。这可运用图 1 的拟合曲线来解释,由图 1 可以看出,随着多视数的增加,极化特征参数越发集中在待估计参数的周围,即随着滑动窗口尺寸的增加,参数的估计精度增大。对于实际的 SAR 图像,由于地物的变化,以及地物变化的过渡性,通常只能得到小范围的近似均匀区域,故进行参数估计的窗口不能很大,否则会在一些地物突变,以及边缘区域引起较大的失真,而且还会增加不同极化间的耦合。为此,有必要仔细选择合适的窗口尺寸,使得既能得到好的平滑效果,又不引起大的边缘失真。由表 2 可以看出,对于均匀区域,当窗口尺寸大于7×7以后,随窗口尺寸的增加,平滑效果的改善不再明显。其中,极化比的估计窗口尺寸大于5×5以后,平滑效果的改善将不再明显,而相关系数的估计窗口尺寸大于7×7以后,平滑效果的改善将不再明显,此如采用 11×11 的平滑窗口,所得滤波效果只比7×7 的改善了0.02%。

这由图 1(d) 的多视极化特征参数的 PDF 分布可以说明,当相关系数窗口尺寸大于 7×7 以后,相关系数曲线的改变已经很小。另外,还可以看出相关系数的估计窗口尺寸对平滑效果的影响要大于极化比的估计窗口尺寸的影响。表 2 比较了 5×5 , 7×7 和 5×5 , 9×9 的组合窗口尺寸下的平滑效果,可以看出,当相关系数估计窗口为 7×7 或 9×9 时,其平滑效果要比极化比估计窗口为 7×7 或 9×9 时好 3 个百分点。为此,通常的极化平滑的自适应窗口的尺寸为极化比估计窗口: 5×5 ,相关系数估计窗口: 7×7 ,此时对于均匀区域的平滑偏差仅为 3.35%。

5极化特征分类

通常利用单极化数据或极化矢量进行分类,本文提出利用极化比和同极化相位差进行分类。 采用的分类方法为 Bayes 最大似然分类法。因为在概率密度已知的情况下,利用 Bayes 最大似 然分类法具有较好的分类精度,在许多文献中已详细阐述了利用单极化和极化特征矢量的最佳 极化分类器。下面简单举例介绍一下 Bayes 最大似然分类法。

对于来自类 1 和类 $2^{[6]}$ 的观测特征矢量 X 进行分类, $f(X|w_1)$ 为类 1 的特征矢量的 PDF, $f(X|w_2)$ 为类 2 的特征矢量的 PDF, T 为判决域值,最佳的分类点为似然比

$$\frac{f(X|w_1)}{f(X|w_2)} > T \tag{19}$$

对于最小化 Bayes 风险的分类器, T 可以由下式:

$$T = \frac{K_{21} - K_{22}}{K_{12} - k_{11}} \cdot \frac{P(w_2)}{P(w_1)} \tag{20}$$

决定,其中 $P(w_1)$ 和 $P(w_1)$ 分别为类 1 和类 2 的先验概率, K_{ij} 为各种判决结果下的代价,假设 $K_{21}=K_{12}=1,\,K_{11}=K_{00}=0$,可以得到最小的误差概率。

本文结合前面给出的极化比的和相位差的 PDF,利用类似的 Bayes 分类方法进行分类 ^[6],得到利用极化特征参数极化比和同极化相位绝的分类结果,并与利用其它的极化参数进行分类的结果进行了比较。模拟分类地物的协方差感数见表 3。

表 3	地物特征参数
-----	--------

	$\sigma(\mathrm{dB})$	f	γ	$\mathrm{Re}(ho)$	$\operatorname{Im}(ho)$
第1类	-15	0.15	1.2	0.56	0
第2类	-13	0.06	1.1	0.74	0

表 4 实际分类误差

参量	视数					
	1	2	8	16		
НН	0.413	0.378	0.260	0.181		
HV	0.414	0.380	0.262	0.184		
\overline{VV}	0.429	0.402	0.301	0.232		
VV/HH	0.457	0.443	0.385	0.341		
HV/HH	0.386	0.352	0.224	0.146		
ϕ_{HH-VV}	0.425	0.396	0.314	0.246		
极化矢量	0.374	0.314	0.163	0.078		

由表 4 可见,随着视数的增加,分类精度也增加。可以看出最佳极化分类器效果总是最好, 当视数增至 16 时,其分类误差已经很小。其它几种分类精度大体相当,但是利用极化比和相位差,不需进行数据的绝对校正,相比最佳极化而言,它们的处理过程要简单的多。而且它们的 分类精度也比较高。除此之外,它还可以用于多类地物分类,由于篇幅所限,这里仅给出了两种地物的分类分析。

6 结束语

本文对全极化合成孔径雷达多视图像的极化特征参数(同极化比、交叉极化比和同极化相位差)进行了分析,利用实际的数据模拟对特征参数的 PDF 进行了拟合测试,分析了多视极化特征参数的特性对极化相干斑平滑效果的影响。并利用极化比和相位差的特点,结合极化比以及同极化相位差的 PDF 对地物进行分类,所得分类精度与利用最优极化分类法的分类精度具有可比性。从而说明了对极化特征参数进行统计分析的重要性。

参考文献

- [1] L. M. Novak, M. C. Burl, Optimal speckle reduction in polarimetric SAR imagery, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1990, AES-26(2), 293-304.
- [2] Jong-Sen Lee, M. R. Grunes, Speckle reduction in multipolarization, multifrequency SAR imagery, IEEE Trans. on Geoscicence and Remote Sensing, 1991, GRS-29(4), 535-544.
- [3] I. R. Joughin, D. P. Winebrenner, Probability density functions for multilook polarimetric signatures, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1994, GRS-32(3), 562-574.
- [4] M. C. Teich, P. Diament, Multiply stochastic representations for K distributions and their Poisson transforms, J. Opt. Soc. Amer., 1989, 6(1), 80-91.
- [5] L. M. Novak, Generating correlated Weibull random variables for digital simulations, In Proc. of IEEE Decision and Control Conference, San Diego, CA, 1973, 156–160.
- [6] L. M. Novak, R. T. Shin, Identification of terrain cover using the optimum polarimetric classifier, Journal of Electromagnetic Waves and Application, 1987, 2(2), 171-194.

STATISTICAL ANALYSIS OF MULTILOOK SIGNATURES FOR POLARIMETRIC SAR IMAGE

Wang Xiaolan Dai Bowei Yang Ruliang

(Institute of Ecletronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract Based on the multiplication speckle model, the statistical characteristics of the polarimetric signatures are analyzed, which include co-polar and cross-polar ratios and co-polar phase difference for multi-look polarimetric SAR data. With the simulated data, the effect of the estimated accuracy of the polarimetric signatures on the performance of the algorithm for suppressing the speckle is analyzed. In addition, based on the features of the polarimetric signatures, applying them on the Bayes classifier, the accuracy of classification can be compared with the optimum polarimetric classifier.

Key words Ploarimetric SAR, Multilook, Speckle, Polarimetric signature, Classification

王晓兰: 女,1975 年生,硕士生,主要研究方向为合成孔径雷达图像处理以及极化 SAR 数据压缩算法.

戴博伟: 男,1973 年生,博士,主要研究方向为合成孔径雷达信号处理、多极化 SAR 系统设计,以及极化 SAR 数据处理等

杨汝良: 男,1943 年生,研究员,博士生导师,现正从事多颇多极化合成孔径雷达系统、小卫星合成孔径雷达系统、 以及卫星通讯网络的研究工作。