

一种基于 Bayesian 准则和 MRF 模型的 SAR 图像滤波方法

王青¹ 徐新¹ 管鲍¹ 孙洪¹

(1 武汉大学电子信息学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘要:提出了一种新的斑点噪声的滤波方法,该方法基于小波分解的框架,采用小波域隐 MRF 模型,计算图像中表征像素纹理特征的隐状态参数的后验概率,以此后验概率作为权重因子对传统 GammaMAP 滤波算法进行改进。该算法被用于模拟 SAR 图像和真实 ERS-1 图像的 Speckle 抑制。试验结果表明,与传统 GammaMAP 算法相比,本文提出的方法能更好地抑制 Speckle,并保持图像细节。

关键词:合成孔径雷达; Speckle 抑制; Bayesian 准则; MRF 模型

中图法分类号: P237.3

本文采用小波域隐 Markov 模型 (hidden markov model, HMM) 的方法估计表征图像突变特征的隐状态参数,该参数能有效地表征图像局部纹理平滑程度,并计算图像关于此隐状态参数的后验概率。以此后验概率作为权重因子,对两幅取不同参数的传统 GammaMAP 滤波结果进行加权,从而得到最终的 Speckle 抑制结果。

1 小波系数的概率统计模型

1.1 乘性模型的线性化和正态化

为了使 Speckle 更适合在小波框架下进行处理,有必要将乘性噪声取对数变成加性噪声^[2]:

$$I = R \cdot U \xrightarrow{\lg} w = f + \epsilon \quad (1)$$

式中, f 是未受噪声污染的散射信号; ϵ 是取对数后的 Speckle; w 是观测值。对于多视情况,可以证明^[4],随着视数 L 的增加,对数变换后的 Speckle 将逼近高斯分布。

将线性化的噪声模型(1)进行小波变换^[5]可以得到更有用的统计特性:

$$y = \text{DWT}(w) = \text{DWT}(f) + \text{DWT}(\epsilon) = x + n \quad (2)$$

根据中心极限定理,变换域的噪声 n 更加逼近高斯分布。

对于无噪声信号小波系数 x ,在很多情况下,只

能通过数值逼近估计值。Chipman^[6]提出无噪声信号小波系数模型服从一种混合高斯分布。

1.2 混合高斯分布模型

图 1 是 SAR 图像对数变换后的小波系数的概率分布图,与一般的高斯分布相比,混合高斯模型在零值附近更尖锐,而且具有重尾的分布特征。其原因为:一幅自然图像通常是由均匀区和跳变区组成的,均匀区产生的小波系数在零值附近,而跳变区产生的小波系数具有更大值。

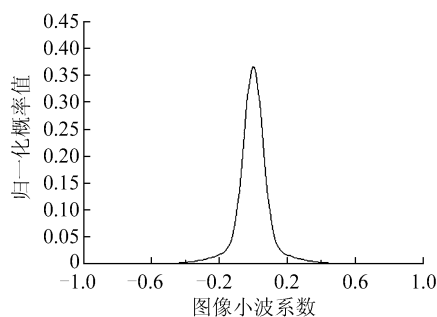


图 1 混合高斯分布模型

Fig. 1 Gaussian Mixture Density Model

对于每个小波系数,定义一个二进制的隐状态参数 s_i ,当 s_i 取 0 时,表示图像中 i 点的小波系数属于均匀区; s_i 取 1,则表示 i 点在非均匀区。

设加噪图像进行对数运算后,小波分解系数用 y_i 表示,服从混合高斯分布:

$$\begin{aligned}
 p(y_i) &= p(y_i | s_i = 0)p(s_i = 0) + \\
 &\quad p(y_i | s_i = 1)p(s_i = 1) \\
 p(y_i | s_i = k) &\sim N(0, \sigma_{yk}^2), k = 0, 1 \quad (3)
 \end{aligned}$$

本文采用 EM(expectation maximization)算法^[7]估计模型参数。

2 隐状态参数的迭代估计

Chipman 提出的混合高斯模型未考虑在去噪过程中小波系数的空间相关性。Hammersley-Clifford^[10]在理论上证明了 MRF 与 Gibbs 随机场(GRF)模型的等价性,并提出了一种详细描述图像像素空间相关性的方法。

2.1 先验信息 $p(s_i/s_{\eta(i)})$

为简化讨论,只考虑二阶邻域的 MRF,且只考虑单点和两点的基团。

根据 MRF 与 GRF 的等价性及 GRF 所定义的势能函数 $U(s)$ 推导出 MRF 的条件概率^[2]:

$$p(s_i/s_{\eta(i)}) \propto p(s_i) \cdot \exp\{2\beta \sum_{j \in \eta(i)} (\delta(s_i - s_j) - 1)\} \quad (4)$$

式中, β 是一个控制局部平滑性的参数; $\eta(i)$ 是像素 i 的邻域。

2.2 似然信息

一般采用伪似然处理,即假设在给定 s_i 的每个 y_i 都相互独立,则似然函数可写成:

$$p(y/s) = \prod_{i=1}^N p(y_i/s_i) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{yi}^2}} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\sigma_{yi}^2}\right) \quad (5)$$

2.3 MAP(maximum a posteriori)估计

结合似然函数和先验函数,根据 Bayesian 准则,最终的后验概率为:

$$\begin{aligned}
 p(s_i/y, s_{\eta(i)}) &\propto p(y_i/s_i)p(s_i/s_{\eta(i)}) = \\
 &\quad \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{yi}^2}} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\sigma_{yi}^2}\right) \cdot p(s_i) \cdot \\
 &\quad \exp\{2\beta \sum_{j \in \eta(i)} (\delta(s_i - s_j) - 1)\} \quad (6)
 \end{aligned}$$

采用 ICM(iterated conditional modes)算法^[11]估计 \hat{s} ,取对数后得到隐状态参数 s_i 的 MAP 估计为:

$$\begin{aligned}
 \hat{s}_i &= \arg \max_{s_i \in \{0,1\}} \left\{ -\frac{1}{2} \lg(\sigma_{yi}^2) - \frac{1}{2} \frac{y_i^2}{\sigma_{yi}^2} + \lg(p(s_i)) \right. \\
 &\quad \left. + 2\beta \sum_{j \in \eta(i)} (\delta(s_i - s_j) - 1) \right\} \quad (7)
 \end{aligned}$$

3 基于隐状态参数的 MAP 滤波

状态参量 s_i 表征了图像的纹理特征,根据

MAP 估计出的隐状态参数,可以得到图像中每个像素点关于其纹理特征的后验概率,即 $p(s_i = 0/y_i, s_{\eta(i)})$ 和 $p(s_i = 1/y_i, s_{\eta(i)})$ 。

在传统的 GammaMAP 滤波算法中^[1],以后向散射系数 σ 服从 Gamma 分布作为先验信息,采用 MAP 估计得到滤波结果:

$$\begin{aligned}
 \hat{\sigma}_{\text{MAP}} &= \\
 &\quad \frac{(v-L-1)\langle I \rangle + \sqrt{\langle I \rangle^2 (v-L-1)^2 + 4vLI\langle I \rangle}}{2v} \quad (8)
 \end{aligned}$$

式中, v 为阶数,其估计值为 $(1+C_u^2)/(C_l^2 - C_u^2)$ 。其中, C_u^2 为噪声的相对标准差; C_l^2 为观测值的相对标准差; $\langle I \rangle$ 表示观测值 I 的均值。

通过调整 L 可以得到两类 GammaMAP 滤波结果: L 取较小值时,得到相对平滑的滤波结果 $\sigma_{\text{MAP}}^{(1)}$; L 取值较大时,可以得到细节保持良好的滤波结果 $\sigma_{\text{MAP}}^{(2)}$ 。由此,采用可以表征图像纹理信息的隐状态参数 s_i 的后验概率 $p(s_i/y_i, s_{\eta(i)})$ 对这两类 GammaMAP 结果进行加权:

$$\begin{aligned}
 I_{\text{res}} &= \sigma_{\text{MAP}}^{(1)} y \cdot p(s_i = 0/y_i, s_{\eta(i)}) + \\
 &\quad \sigma_{\text{MAP}}^{(2)} \cdot p(s_i = 1/y_i, s_{\eta(i)}) \quad (9)
 \end{aligned}$$

4 试验结果和分析

为了定量地分析滤波效果,试验采用了测试图像 Lenna(图 2),该图是根据 SAR 图像乘性噪声模型模拟 Speckle 对原始光学图像加噪,等效于 6 视乘性噪声。



图 2 6 视 Lenna 图(256×256)

Fig. 2 Simulative Lenna with 6-look

试验主要分为 3 个部分:① 采用 Kolmogorov-Smirnov(简称 K-S)检测进行直方图拟合分析,以此说明采用 EM 估计的模型参数进行后续处理是可行的;② 将得到的模拟图滤波结果与传统 GammaMAP 结果进行信噪比比较,证明改进

算法的先进性;③对一幅真实 SAR 图像滤波的结果进行评价,证明本文算法的有效性。

首先采用 EM 估计混合高斯分布的 4 个参数 $p(s_i=0)$ 、 $p(s_i=1)$ 、 $\sigma_{y_0}^2$ 、 $\sigma_{y_1}^2$,并根据这些参数估计出直方图。这里采用 K-S 检测^[13]对小波系数直方图和估计直方图进行拟合分析。为方便比较,这里两个样本总体的 CDF 的最大差别小于某一标准概率 P_{value} 与置信度 α ,若 $P_{value} > \alpha$,认为两个总体的分布相同;否则拒绝 H_0 ,认为两个总体分布不同。

针对上述 EM 估计算法的试验结果作出定量分析。分别作出图像的小波系数直方图和估计直方图,得到在置信度 0.05 下 K-S 检测结果如表 1, H 为 0,表示接收两个总体分布相同。

表 1 置信度为 0.05 的 K-S 检测

Tab. 1 K-S Test Under 0.05 Significance Level

影像	HH ₂		LH ₂		HL ₂	
	P _{value}	H	P _{value}	H	P _{value}	H
y	0.795	0	0.579	0	0.136	0

根据 EM 估计出的 4 个模型参数,由式(7)可以得到关于隐状态参数 s_i 的二值图。

图 3 是针对图 2 的隐状态参数二值图,图中白点表示存在细节的区域,黑点表示均匀区。图 4 和图 5 是采用 GammaMAP 滤波算法的参数 L 分别取 2 和 8 时的结果,图 6 是对这两者的改进。

传统 GammaMAP 算法和本文算法的信噪比^[2](SNR)如表 2 所示。



图 3 针对图 2 的隐状态参数二值图

Fig. 3 Hidden-state Parameter Binary Image of Fig. 2



图 4 GammaMAP 滤波 L=2 时的结果

Fig. 4 Filtered Result of GammaMAP with L=2



图 5 GammaMAP 滤波 L=8 时的结果

Fig. 5 Filtered Result of GammaMAP with L=8



图 6 改进的 GammaMAP 滤波结果

Fig. 6 Filtered Result Using Improved GammaMAP

表 2 GammaMAP 算法 SNR 比较

Tab. 2 Compare of SNR in GammaMAP

参数 L	2	8
原始 GammMAP	12.55	11.43
改进算法	12.52	

从表 2 可以看出,改进算法的信噪比介于 GammaMAP 两种参数滤波的信噪比之间,参数小的 GammaMAP 结果算法,其更好地保持了细

节,而参数大的 GammaMAP 算法,其结果更平滑。

图 7 是一幅 ERS-1 的单视 SAR 图像的局部,图 8 是传统 GammaMAP 处理结果 ($L=1$),图 9 采用的是改进算法,在改进算法中用来进行加权的是参数 L 分别取 1 和 3 时的滤波结果。

从图 7 中选取 3 个区域对图 9 改进的 GammaMAP 滤波结果进行评估,主要考察所选择区域滤波前后的相对标准差及有效视数^[1]。

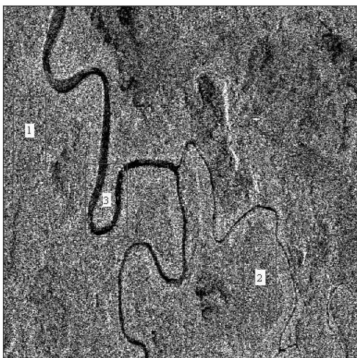


图 7 ERS-1 单视 SAR 图像(512×512)

Fig. 7 ERS-1 SAR Image with Single Look



图 8 传统 GammaMAP 对图 7 滤波结果(L=1)

Fig. 8 Filtered Result of Fig. 7 Using GammaMAP(L=1)



图 9 改进 GammaMAP 滤波结果

Fig. 9 Filtered Result Using Improved GammaMAP

通过表 3 中的数据可以看到,由于所选择的区域 1 和区域 2 为原图中的相对均匀的区域,其相对标准差和有效视数在滤波前后变化较大,即抑制了 Speckle;而区域 3 为原图像中的非均匀区,滤波前后的相对标准差和有效视数的变化相对均匀区则较为平缓,也就是对图像细节的保持。

对比表 3 中图 8 和图 9 的数据可以发现,改进算法结果中均匀区的相对标准差减小,有效视数提高,说明改进算法对均匀区更加平滑,而在非均匀区相对标准差略有减小,有效视数略有增加。由此说明,采用改进的 GammaMAP 算法对真实 SAR 图像滤波是有效的。

表 3 真实 SAR 图像滤波结果评估

Tab. 3 Evaluation of ERS-1 SAR Image's Result

评价标准	相对标准差 R			有效视数 ENL		
	图 7	图 8	图 9	图 7	图 8	图 9
区域 1	0.40	0.22	0.16	0.40	1.31	2.05
区域 2	0.39	0.21	0.14	0.41	1.60	2.55
区域 3	0.58	0.47	0.43	0.21	0.39	0.45

参 考 文 献

- 1 郭华东. 雷达对地观测理论与应用. 北京: 科学出版社, 2000
- 2 Xie H, Pierce L E, Ulaby F T. SAR Speckle Reduc-

- tion Using Wavelet Denoising and Markov Random Field Modeling. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(10): 2 196~2 212
- 3 Ulaby F, Dobson M C. Handbook of Radar Scattering Statistics for Terrain. Norwood, MA: Artech House, 1989
- 4 杨福生. 小波变换的工程分析与应用. 北京: 科学出版社, 2000
- 5 Chipman H, Kolaczyk E, McCulloch R. Adaptive Bayesian Wavelet Shrinkage. J. Amer. Statist. Assoc. 1997. 1 413~1 421
- 6 Cheng X Z. A Note on the Expectation-Maximization (EM) Algorithm. <http://sifaka.cs.uiuc.edu/course/397cxz03f/em-note.pdf>, 2003
- 7 Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 1995
- 8 Mascarenhas N D A, Frery A C. SAR Image Filtering with the ICM Algorithm. <http://ieeexplore.ieee.org/iel2/3183/9018/00399687.pdf>, 1994
- 9 Glen A G, Leemis L M, Rbarr D. Order Statistics in Goodness-of-Fit Testing. IEEE Trans. on Reliability, 2001, 50(2): 209~213

第一作者简介: 王青, 硕士生。现主要从事 SAR 图像处理方面的研究。

E-mail: xuxin601cn@yahoo.com.cn

An Algorithm for SAR Image Filtering Based on Bayesian Principle and MRF Modeling

WANG Qing¹ XU Xin¹ GUAN Bao¹ SUN Hong¹

(1 School of Electronic Information, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: Based on wavelet transform, a new Speckle reduction method is presented in this paper, and using wavelet-domain hidden Markov models to calculate posterior probability of state parameter, which describes the texture information of images. Then the posterior probability is used as filtering weighting factors in GammaMAP algorithm to reduce Speckle. The algorithm proposed was applied to both simulative images and ERS-1 SAR images. Compared with the original GammaMAP, the results indicate that this new approach can suppress Speckle and preserve more details as well.

Key words: synthetic aperture radar; Speckle reduction; Bayesian principle; Markov random field

About the first author: WANG Qing, postgraduate, majors in SAR image processing.

E-mail: xuxin601cn@yahoo.com.cn