

SAR 图像小波域隐 Markov 模型中状态参数的 Turbo 迭代估计

管 鲍, 孙 洪

(武汉大学电子信息学院, 湖北武汉 430079)

摘 要: 利用小波域隐 Markov 模型能够有效地改善合成孔径雷达(SAR)图像信息提取的效果, 而乘性斑点噪声影响下的隐状态的估计是其中的关键问题, 目前该问题还没有得到有效地解决. 借用信息论领域中的 Turbo 迭代译码原理, 针对 SAR 图像信号, 提出一种新的隐状态的 Turbo 迭代估计方法. 该方法在两个不相关的子空间上分别采用不同的约束条件对隐状态进行轮流地估计, 并将其后验概率作为一种外信息进行交换. 实验结果证明该方法具有优良的估计结果, 并且收敛速度较快.

关键词: SAR 图像; 小波变换; 隐 Markov 模型; Turbo 迭代译码;

中图分类号: TP775; TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2005)06-1039-05

Turbo Iterative Estimation of State Parameters in Wavelet-Domain Hidden Markov Models of SAR Image

GUAN Bao, SUN Hong

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

Abstract: Using wavelet domain hidden Markov models (HMMs) can efficiently improve the performance of SAR image information extraction, where the key problem is how to estimate the hidden state under the influence of multiplicative speckle noise, which is not solved effectually yet. Making use of the principle of turbo iterative decoding in information theory and aiming at SAR image, the paper proposed a new method of turbo iterative estimation for the hidden state, in which the hidden state is estimated alternatively with two different restriction conditions in two uncorrelated sub spaces, and the posterior probability, as an kind of extrinsic information, is exchanged between the two sub spaces. The experimental results illustrate that the method has a rather impressive performance and very fast convergence rate.

Key words: synthetic aperture radar imagery; wavelet transform; hidden Markov models; Turbo iterative decoding

1 引言

乘性斑点噪声严重地影响了 SAR 图像的幅度分辨特性, 使得诸如边缘提取、纹理分割等一系列信息提取处理变得异常困难^[1]. 像素值的突变特征通常包含了图像的重要信息, 在加性噪声的情况下, 利用传统的小波分析可以有效地提取光学图像中的这些突变特征^[2]. 但是对于 SAR 图像而言, 斑点噪声信号的方差依赖于原始纹理信号的幅度, 因此, 其幅度突变特征在所有的尺度上几乎都会被斑点噪声所淹没^[3]. 在 SAR 图像处理中, 乘性噪声模型将观测强度信号 I 、地表反射系数即纹理信号 R 和斑点噪声 U 有机地结合在一起^[4]:

$$I = R \cdot U \quad (1)$$

在该模型中, 斑点噪声信号被认为是和纹理信号统计独立的, 并且服从均值为 1 的 Gamma 分布, 其中控制 Gamma 分布形状的参数就是斑点噪声图像的有效视数, 并且有效视数与斑点噪声的方差成反比^[1].

传统的小波分析对斑点噪声图像的处理存在着明显的

局限性, 主要原因是这类方法通常都简单地认为小波系数之间是相互统计独立的. 而实际上, 小波系数在层间和层内都具有一定的空间统计依赖关系^[5,6], 这种统计依赖关系不应该被忽略, 特别是在乘性斑点噪声的影响下, 这种依赖特性对图像突变特征的提取是非常有用的. 小波域隐 Markov 模型 (HMMs)^[5] 被认为能比较好地匹配普遍信号的小波系数之间的统计依赖关系以及其非高斯统计特性. 该模型给每个小波系数对应地设立一个隐状态, 并且在隐状态之间引入 Markov 随机场 (MRF), 通过概率图或概率树来描述小波系数之间的统计依赖关系.

H Xie 将该模型直接应用到 SAR 图像的斑点噪声抑制处理中^[7], 良好的处理结果表明该模型对斑点噪声图像的处理是有效的. 但是, 从文中的隐状态估计结果来看, 其所采用的基于迭代条件模型 (ICM) 算法的隐状态估计方法似乎还存在一定的局限性. 对于如何准确有效地估计斑点噪声图像中隐状态的问题, 目前仍然没有一种较好的解决方案, 这给该模型在 SAR 图像信息提取中的应用带来了较大的困难.

在另一领域中, Turbo 码^[8] 则被认为是近些年数字通信领域中产生的最令人兴奋、最有前途的成果之一。实际上, 隐状态的最佳估计在原理上和 Turbo 迭代译码是基本相同的, 两者本质上都是对一个二值随机变量的后验概率进行估计, 因此, 在隐状态估计的问题上可以引用 Turbo 迭代译码原理。

本文将针对 SAR 图像提出一种基于 Turbo 迭代的隐状态的估计方法。第二节将简单地介绍小波域 HMMs, 具体的 Turbo 迭代估计方法将在第三节中详细给出, 最后给出实验结果以及全文的结论。

2 小波域隐 Markov 模型

小波变换除了具有时频局部特性、多分辨率特性和稀疏特性之外, 还具有聚类特性和持续特性: 前者是指模值较大或较小的小波系数通常都聚集在一块区域, 而后者则指同一位置上的小波系数模值在不同尺度之间或者都比较大, 或者都比较小。这两种特性都暗示了总有一部分残留的依赖关系存在于小波系数之间。

小波域 HMMs 具有描述这种依赖关系的能力, 但必须为每个小波系数引入一个相应的隐状态。该模型包含三个子模型: (I) 独立混合 (IM) 模型忽略了小波系数之间的依赖关系; (II) 隐马尔科夫链 (HMC) 模型则将同一层内的隐状态连接起来, 而 (III) 隐马尔科夫树 (HMT) 模型则将层间的隐状态联系起来。对于 SAR 图像, 由于受到乘性斑点噪声的影响, 其小波系数的层间相关特性比较微弱, 因此, 本文只考虑了 IM 模型和 HMC 模型, 忽略其层间的相关特性。

2.1 IM 模型

小波变换的稀疏特性表明, 一般信号的小波系数是由少数的大幅值系数和多数的小幅值系数组成的。少数的大幅值小波系数表征了信号的突变特征, 包含了信号的大部分信息。因此, 小波系数一般可以分为以下两种状态: 大幅值系数, 对应信号的突变成份; 小幅值系数, 对应信号的非突变成份^[5]。

和高斯分布函数相比, 自然图像的小波系数的概率密度函数 (PDF) 在零值附近更尖锐而且具有重尾分布特性, 其原因可解释为: 自然图像通常是由大部分的均匀纹理区域和小部分的突变细节区域组成, 均匀区产生零值附近的小波系数, 而突变细节产生重尾部分的小波系数^[7]。IM 模型采用两个零均值的高斯混合分布模型能较好地描述统计独立条件下的小波系数的概率分布: 均匀纹理区域, 对应的隐状态 $s = 0$, 采用方差较小的零均值高斯分布; 细节区域, 对应的隐状态 $s = 1$, 采用方差较大的零均值高斯分布; 混合分布的权重因子由隐状态 s 的概率 $p(s)$ 来决定。对于某一小波系数 w_i , 其 PDF 具有如下形式:

$$p_W(w_i) = \sum_{k=0,1} p(s_i = k) \cdot p(w_i | s_i = k) \quad (2)$$

$$\text{其中, } p(w_i | s_i = k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_k^2} \cdot \exp\left[-\frac{(w_i - \mu_k)^2}{2 \cdot \sigma_k^2}\right] \quad (3)$$

由于 $\mu_0 = \mu_1 = 0$, 并且 $p(s_i = 0) + p(s_i = 1) = 1.0$, 因此 w_i 的分布函数 $p_W(w_i)$ 由以下三个参数决定: $p(s_i = 1)$, σ_0^2 , σ_1^2 。采用 EM 算法, 可以对这些参数进行迭代估计, 其更新公式如下:

$$p(s_i = 1)^{j+1} = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} \frac{T^0(m)^{(j)}}{T^0(m)^{(j)} + T^1(m)^{(j)}} \quad (4)$$

$$\sigma_k^{2(j+1)} = \frac{\sum_{m=0}^{N-1} \frac{T^k(m)^{(j)}}{T^0(m)^{(j)} + T^1(m)^{(j)}} \cdot w^2(m)}{\sum_{m=0}^{N-1} \frac{T^k(m)^{(j)}}{T^0(m)^{(j)} + T^1(m)^{(j)}}}, \quad k = 0, 1 \quad (5)$$

其中 $w(m)$ 是小波系数值, N 是小波系数的个数, 上标 j 则表示第 j 次迭代; 而中间变量 $T^k(m)^{(j)}$ 定义如下:

$$T^k(m)^{(j)} = p(s_i = k)^{(j)} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^{2(j)}}} \exp\left[-\frac{x^2(m)}{2 \cdot \sigma_k^{2(j)}}\right], \quad k = 0, 1 \quad (6)$$

虽然在一定状态下小波系数 w_i 的条件概率是高斯分布的, 但是由于状态变量 s 的随机性, 小波系数 w_i 在总体上还是非高斯分布的。

2.2 HMC 模型

同一层中的小波系数之间的空间依赖关系可以通过隐状态上的 Markov 模型来描述。H Xie 采用二阶 Two state Potts 模型^[7], 其邻域系统定义如图 1(a) 所示。为计算的简单, 只考虑该邻域中的 single site 集团和 pair site 集团, 如图 1(b) 所示。该模型的联合概率分布如下:

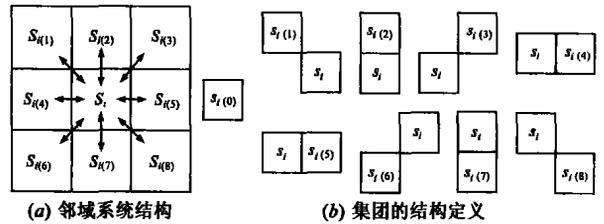


图 1 Two-state Potts 模型的邻域系统和集团结构

$$p(S) = \frac{1}{Z} \exp(-U(S)) \quad (7)$$

Z 是归一化常数, 其势能函数 $U(S)$ 可以表示为两个部分:

$$U(S) = V_1(S) + V_2(S) \quad (8)$$

其中: $\exp(-V_1(S)) = \prod_{i=1}^N p(s_i)$, $V_2(S) = -\beta \sum_{i=1}^N \sum_{j \in \Omega(i)} (\delta(s_i - s_j) - 1)$, β 则控制局部的平滑程度。

依据 Hammersley Clifford 理论^[9], 式 (7) 的联合概率分布函数可以写成条件概率形式:

$$p(s_i | S_{\Omega(i)}) = \frac{p(S)}{p(S_{\Omega(i)})} = \frac{\prod_{j=1}^N p(s_j) \cdot \exp\left\{\beta \sum_{j=1}^N \sum_{t \in \Omega(j)} (\delta(s_j - s_t) - 1)\right\}}{Z_{\Omega(i)}} \propto p(s_i) \cdot \exp\left\{2\beta \sum_{t \in \Omega(i)} (\delta(s_i - s_t) - 1)\right\}, \quad S = \{s_i \cup S_{\Omega(i)}\} \quad (9)$$

式 (7) 和式 (9) 分别用联合分布函数和条件分布函数描述了层内小波系数的隐状态之间的统计依赖关系。

3 隐状态的 Turbo 迭代估计

和 Turbo 迭代译码过程一样, 隐状态的估计也是要根据观测信息来计算一个二值随机变量的后验概率, 因此, 隐状态的最佳估计可以借用 Turbo 迭代译码的基本原理。虽然目前对 Turbo 码的优异性能还没有较为完美的解释, 但是, 可以

确定的有如下三个因素: 第一, 通过伪随机交织器由同一信息码产生两个互不相关的校验码; 第二, Turbo 迭代译码, 对两个互不相关的校验码分别进行译码, 然后互相交换它们的外信息; 第三, 迭代译码过程中交换“软信息”, 即所谓的“可信度”^[10]. 依据如上的分析, 对于一般信号, 其小波域 HMMs 中状态变量的 Turbo 迭代估计应该遵循以下几条原则: (I) 应该在两个相互正交的信号子空间上对隐状态进行估计, (II) 在两个正交的子空间上应该采用软估计处理, (III) 两个正交子空间之间应该进行外信息的交换. 以下介绍 SAR 图像小波域 HMMs 中状态变量的 Turbo 迭代估计方法, 其流程框图如图 2 所示.

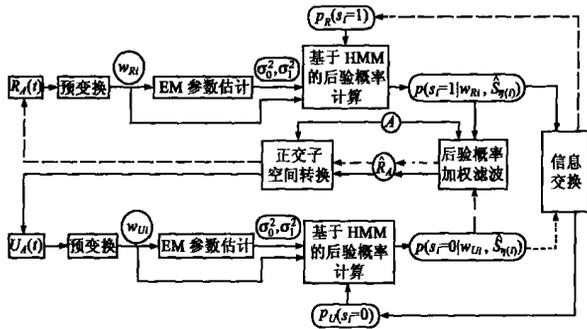


图 2 隐状态的 Turbo 迭代估计方法的流程框图. 其中在正交子空间转换和信息交换的过程中, 输入信号和相应的输出信号用相同类型 (如实线或虚线) 的线条表示

3.1 预变换处理

乘性噪声模型 (如式(1)) 对于幅度斑点噪声图像也是适用的, 即观测的幅度图像 A 也可以表示为纹理幅度图像 R_A 和幅度斑点噪声 U_A 的乘积:

$$A = R_A \cdot U_A \quad (10)$$

理论上 R_A 和 U_A 也是统计独立的, 该有利条件为 Turbo 迭代估计方法提供了两个理论上相互正交的子空间: 信号子空间 R_A 和噪声子空间 U_A .

由于 SAR 图像具有非线性数据模型, 因此在进行平稳小波变换 (本文采用 2 阶 B 样条小波) 之前要先进行一个对数变换, 文中将对数变换和小波变换合称为预变换. 预变换处理将产生两个子空间上的小波变换系数. 由于忽略层间的相关特性, 因此可以只选取一个尺度上的小波系数进行分析, 对于信号子空间, 一般选取第二层的小波系数, 而在噪声子空间中, 一般选取第一层的小波系数.

3.2 隐状态的后验概率的计算

要对隐状态 s_i 进行软判决, 就必须要根据其先验信息 $p(s_i)$ 和观测信息 (包括对应的小波系数 w_i 和 IM 子模型中的高斯分布的方差) 计算出 s_i 的后验概率 $p(s_i | \mathbf{S}_{N(i)})$. 其中高斯分布的方差 σ_0^2 和 σ_1^2 可以利用 EM 算法估计得到, 如式(5) 所示.

Xie 在文献[7]中给出了隐状态 s_i 的 ICM 迭代更新公式. ICM 迭代算法的收敛速度以及其最终估计解的准确性都强烈地依赖于初始值, 一个合理的初始值将大大加快其收敛速度. 因此, 在只考虑 IM 模型的情况下, 隐状态 s_i 的 MAP 估计为:

$$\hat{s}_i = \arg \max_{s_i \in \{0,1\}} p(w_i | s_i) p(s_i) \quad (11)$$

其中 $p(s_i)$ 是先验概率. 将上式写成门限形式:

$$\hat{s}_i = \begin{cases} 1, & |w_i| \geq Q \\ 0, & |w_i| < Q \end{cases}, \quad Q = \sqrt{\frac{2\sigma_0^2 \sigma_1^2}{\sigma_0^2 - \sigma_1^2} \log \frac{p(s_i=1) \cdot \sigma_0}{p(s_i=0) \cdot \sigma_1}} \quad (12)$$

将此估计结果作为初始估计结果, 并在此基础上引入 HMC 模型给出 s_i 的后验概率表达式. 由 Bayes 准则:

$$p(s_i | w_i, \mathbf{S}_{N(i)}) \propto p(w_i | s_i) \cdot p(s_i | \mathbf{S}_{N(i)}) \quad (13)$$

根据式(3)和式(9), 隐状态 s_i 的对数后验概率可写为:

$$\begin{aligned} \log p(s_i | w_i, \mathbf{S}_{N(i)}) \propto & -\frac{1}{2} \log \sigma_{s_i}^2 - \frac{1}{2} \frac{w_i^2}{\sigma_{s_i}^2} + \log p(s_i) \\ & + 2\beta \sum_{u \in N(i)} (\delta(s_i - s_u) - 1) \end{aligned} \quad (14)$$

令式(14)的右边为:

$$\begin{aligned} G(s_i | w_i, \mathbf{S}_{N(i)}) = & -\frac{1}{2} \log \sigma_{s_i}^2 - \frac{1}{2} \frac{w_i^2}{\sigma_{s_i}^2} + \log p(s_i) \\ & + 2\beta \sum_{u \in N(i)} (\delta(s_i - s_u) - 1) \end{aligned} \quad (15)$$

则定义隐状态 s_i 的归一化后验概率为:

$$\begin{aligned} p(s_i = 0 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)}) &= \frac{\exp\{G(s_i = 0 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\}}{\exp\{G(s_i = 0 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\} + \exp\{G(s_i = 1 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\}} \\ p(s_i = 1 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)}) &= \frac{\exp\{G(s_i = 1 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\}}{\exp\{G(s_i = 0 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\} + \exp\{G(s_i = 1 | w_i, \mathbf{S}_{N(i)})\}} \end{aligned} \quad (16)$$

3.3 信息交换

根据式(12)和式(15), 在隐状态的后验概率的计算过程中, 必须要事先知道两个子信号空间上的先验概率 $p(s_i)$, 即信号子空间上的 $p_R(s_i)$ 和噪声子空间上的 $p_U(s_i)$. 先验概率的获取要利用信息交换. 信息交换过程实际就是将一个子空间上估计得到的隐状态的后验概率作为另一个子空间上的隐状态的先验概率, 如流程框图 2 所示.

由于在信号子空间 R_A 中, 进行二层小波变换后, 噪声的小波系数幅值锐减, 大幅值系数包含了图像的主要突变特征, 因此 $s_i = 1$ 的状态就对应于图像的突变成份. 而噪声子空间 U_A 中的情况恰恰相反, 在第一层小波变换系数中, 较弱的纹理信号相对强噪声而言, 不仅显得较为平滑而且其小波系数的幅度也较小, 如图 3(b) 所示; 因此在噪声子空间中, 图像

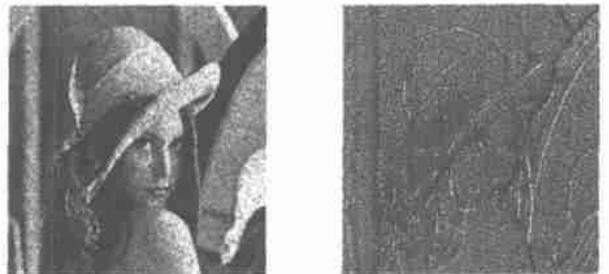


图 3 (a)模拟的 4 视数 Lena 斑点噪声图像 (作为初始的 R_A 子空间), (b) 相应的 U_A 子空间

的突变成份则由 $s_i = 0$ 的状态变量表征.

基于以上的分析, R_A 子空间中的先验概率 $p_R(s_i = 1)$ 由 U_A 子空间中上一次的后验概率 $p(s_i = 0 | w_U, S_{N(i)})$ 提供, 而相应的 U_A 子空间中的先验概率 $p_U(s_i = 0)$ 则由 R_A 子空间中上一次的后验概率 $p(s_i = 1 | w_R, S_{N(i)})$ 提供. 并且 $p_R(s_i = 1)$ 的初值可以直接由 EM 估计的结果(如式(4))赋予. 借用信息论中的术语, 该过程实际上是一种外信息交换过程. 由于在两个正交的子空间上采用不同的约束条件对隐状态进行估计, 因此必须要对用于交换的外信息进行交织.

3.4 正交子空间的转换

根据式(10)的乘性噪声模型, 信号子空间 R_A 和噪声子空间 U_A 之间可以按下式进行相互转换:

$$U_A = \frac{A}{R_A} \quad \text{或者} \quad R_A = \frac{A}{U_A} \quad (18)$$

根据上式所示的比例关系, 为了在两个正交的子空间上进行转换, 则必须要对纹理信号进行最佳估计. 经典的 Lee 或 Kuan 滤波算法的估计结果实质上是在图像的局部均值和实际观测值之间进行权重, 权重因子的大小由图像局部纹理的均匀程度决定, 即局部的相对标准差^[1]. 相对于简单的局部统计量而言, 隐状态的后验概率更能反映了局部纹理的均匀程度, 因此, 本文提出一种新的后验概率加权滤波方法, 用隐状态的后验概率作为权重因子进行线性近似滤波处理:

$$R_A = A \cdot k + \bar{A}(1 - k) \quad (19)$$

其中 A 为观测值, \bar{A} 为局部均值, 而加权因子 k 为:

$$k = \begin{cases} p(s_i = 1 | w_i, S_{N(i)}) & \text{在信号空间 } R_A \text{ 中} \\ p(s_i = 0 | w_i, S_{N(i)}) & \text{在噪声子空间 } U_A \text{ 中} \end{cases} \quad (20)$$

根据式(18), 将观测信号 A 和 R_A 子空间上的滤波结果进行比例处理, 即可以转换到 U_A 子空间中; 同理, 利用后验概率加权滤波, 也可以由 U_A 子空间转换到 R_A 子空间.

两个子空间上的后验概率会随着迭代次数的增加很快收敛. 试验过程中发现, 通常 3 到 4 次迭代后, $p(s_i = 0 | w_U, S_{N(i)})$ 和 $p(s_i = 1 | w_R, S_{N(i)})$ 就非常的接近了, 而且随着迭代次数的进一步增加而基本上保持不变. 此时, 对收敛的后验概率进行硬判决处理, 可以获得隐状态的最佳估计结果.

4 实验结果和分析

采用 4 视数的模拟斑点噪声图像(如图 3(a)所示)进行试验. 如果只在 R_A 子空间上进行迭代估计(如 ICM 迭代估计方法, 这里统称为自迭

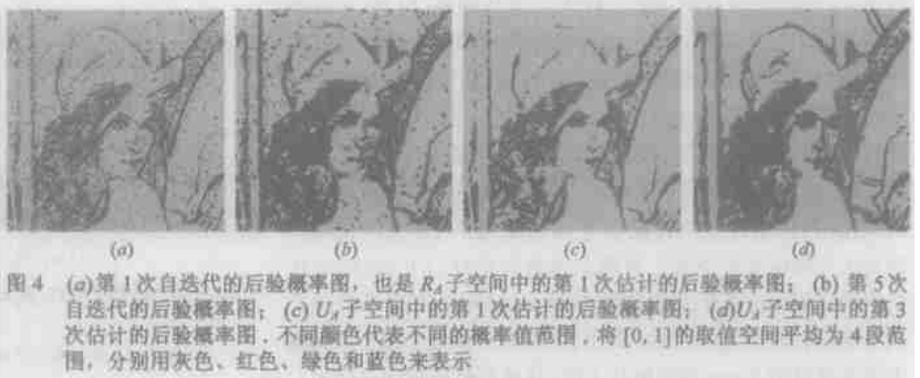


图 4 (a)第 1 次自迭代的后验概率图, 也是 R_A 子空间中的第 1 次估计的后验概率图; (b) 第 5 次自迭代的后验概率图; (c) U_A 子空间中的第 1 次估计的后验概率图; (d) U_A 子空间中的第 3 次估计的后验概率图. 不同颜色代表不同的概率值范围, 将 $[0, 1]$ 的取值空间平均为 4 段范围, 分别用灰色、红色、绿色和蓝色来表示.

代估计), 第 1 次估计结果和 4 次估计结果分别如图 4(a) 和 4(b)所示. 很显然, 自迭代估计过程无法对上一次估计的误差进行纠正, 即估计误差会在整个迭代过程中积累, 最终的收敛结果会包含较多的误检测点.

Turbo 迭代估计是在两个正交子空间上进行的, 其结果如图 4(c) 和 4(d)所示, 比较自迭代估计结果, 可以发现其中 U_A 子空间上的软判决处理能够对 R_A 子空间上的估计误差进行有效地纠正(比较图 4(a) 和 4(c) 两幅图像), 这主要是因为 U_A 子空间上采用的是和 R_A 子空间上正好相反的一种估计策略, 而这两种估计策略正好能产生互补的效果. 实验过程中参数 $\beta = 0.1$.

图 4 是归一化的后验概率图像, 根据其结果可以发现随着迭代次数的增加, 后验概率都趋向于两端分布, 即靠近 0 或 1(如图 4(d)所示). 从 Bayes 估计的角度来看, 这种趋势有利于降低后续硬判决的估计误差风险. 对收敛的后验概率图像进行硬判决, 则可以得到二值隐状态的最佳估计结果.

有效视数越小则斑点噪声图像的信噪比也越小, 为了评价有效视数对 Turbo 迭代估计方法的影响程度, 如下客观评价指标被设立:

$$P_e = \frac{N_e}{N} \quad (21)$$

这里 P_e 是误估计率; 如果将干净图像的估计结果作为参考结果(如图 5(a)), 则 N_e 表示斑点噪声图像的估计结果中估计错误的像素点数, N 表示图像的总像素点数.

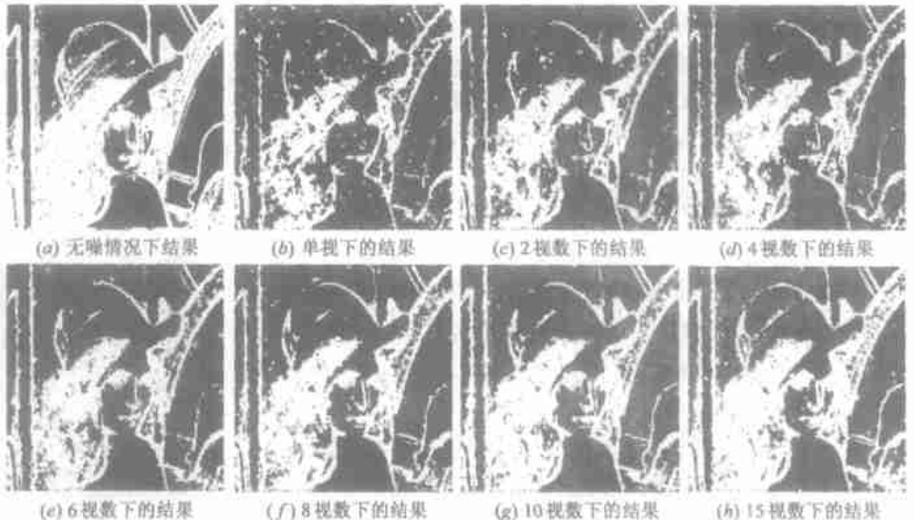


图 5 不同视数下的隐状态的硬判决估计结果

图 5 显示了对不同视数的 Lena 斑点噪声图像进行隐状态的 Turbo 迭代估计的硬判决结果. 表 1 给出了不同视数下估计结果的误估计率. 显然, 随着视数的增加, 最终估计结果的误估计率会逐渐减小; 但是, 当有效视数增加到 20 以后, 误估计率的变化就不大了. 单视数下斑点噪声图像的信噪比小于零, 该情况下的误估计率要比 2 视数下的误估计率大 10%, 比最好的结果要大 20%, 但是从视觉效果、客观评价以及信噪比的综合角度来看, 单视数下的估计结果并不是完全不能接受的. 基本上, 当有效视数大于或等于 6 时, 基于 Turbo 迭代的隐状态估计结果都能较好地表征图像的奇异结构特征.

表 1 不同视数下估计结果的客观评价指标

视数	信噪比/(dB)	误估计率	视数	信噪比/(dB)	误估计率
1	-3.4	0.299	8	5.35	0.135
2	0.26	0.197	10	5.97	0.101
4	3.11	0.177	15	6.87	0.098
6	4.51	0.148	20	7.38	0.091

对 X 波段的机载 SAR 图像进行处理, 原始的 6 视数机载 SAR 图像如图 6(a) 所示, 最终的隐状态硬判决结果如图 6(b) 所示. 隐状态的最佳估计结果较好地描述了图像中的主要突变特征: 几块农田的边缘结构在估计结果图中非常明显; 另外左下部分具有一片跳变比较剧烈的纹理区域, 因此也被明确地估计为 $s = 1$ 的突变区域. 其中参数 $\beta = 0.1$.

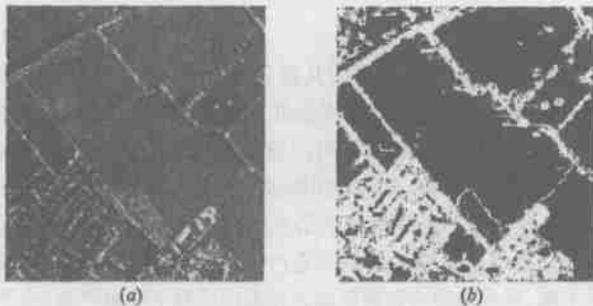


图 6 (a) 原始机载 6 视数 SAR 图像; (b) 隐状态参数的最佳估计结果

5 总结

小波域 HMMs 为斑点噪声图像的信息提取提供了有效的处理途径, 该模型中的状态变量能有效地刻画图像中的突变特征. 但是, 在乘性斑点噪声的干扰下, 隐状态的估计是一个非常困难的问题, 有效的解决方案还有待被提出.

借用信息论领域中的 Turbo 迭代译码原理, 本文提出了隐状态的 Turbo 迭代估计方法. 在两个正交的子空间上分别采用不同的约束条件对隐状态轮流地进行软判决, 将一个子空间上的隐状态的后验概率作为另一子空间上的隐状态参数的先验概率, 实现两个子空间之间的软信息交换, 从而使任意子空间上的估计误差都能在另一个子空间上得到一定程度的纠正. 由于具有较快的收敛速度 (通常 3~5 次迭代处理即可收敛), 因此该方法的计算量也是完全可以令人接受的.

本文提出的方法结合了信息论领域和图像处理领域两方面的研究成果, 将 Turbo 迭代译码原理成功地引入到斑点

噪声图像的处理中. 优良的估计结果在本质上是由 Turbo 迭代译码原理的合理性所决定的.

参考文献:

- [1] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Boston London: Artech House, 1998.
- [2] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans, Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [3] Sun H, Guan B, Henri M. Statistical multiresolution analysis in amplitude-frequency domain [J]. Science in China (Series E), 2004, 45(3): 646-653.
- [4] Touzi R. A review of speckle filtering in the context of estimation theory [J]. IEEE Trans, Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(11): 2392-2404.
- [5] Crous S, Nowak D, Baraniuk G. Wavelet based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Trans, Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [6] Malfait M, Roose D. Wavelet based image denoising using a markov random field a priori model [J]. IEEE Trans, Image Processing, 1997, 6(4): 549-565.
- [7] Hua X, Pierce L E, Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling [J]. IEEE Trans, Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(10): 2196-2211.
- [8] Berrou C, Glavieux A, Thitimajshima P. Near Shannon limit error correcting coding and decoding: Turbo codes [A]. IEEE 1993 Proc ICC'93, International Conference on Communications [C]. Geneva: IEEE, 1993. 2. 1064-1070.
- [9] Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision [M]. Tokyo Japan: Springer Verlag, 1995.
- [10] Sun H, Henri M, Guan B. Turbo image restoration [A]. IEEE 2003 ISSPA, Signal Processing and Its Applications Symposium [C]. Paris: IEEE, 2003. 1. 417-420.

作者简介:



管 鲍 男, 1977 年 7 月出生出生于湖北省武汉市, 现为武汉大学电子信息学院通信与信息系统专业博士生, 主要从事合成孔径雷达图像处理的研究工作. E-mail: inzaguan@yahoo.com.cn.



孙 洪 女, 1954 年 10 月出生出生于湖北省武汉市, 在华中理工大学获博士学位, 现为武汉大学通信工程系主任、教授、博导, 中国信号处理学会委员. E-mail: hongsun@whu.edu.cn.