

一种基于小波域隐马尔可夫模型的 SAR 相干斑抑制算法

武昕伟 朱兆达 张弓 郭春生

(南京航空航天大学信息科学与技术学院 401 室, 南京 210016)

摘要 相干斑噪声是 SAR 图像的固有特点。对相干斑抑制的要求是在平滑噪声的同时, 尽量保持原始图像的结构信息。现有的许多相干斑抑制方法各有优点和不足, 没有普遍的适用性。基于图像在小波域的隐马尔可夫模型(HMMs)结构, 结合 SAR 图像中相干斑噪声的统计特性, 本文提出了一种新的小波域相干斑抑制方法。仿真及实测数据处理结果表明, 该方法在有效抑制相干斑的同时, 更好地保持了边缘结构。与小波域软阈值去噪方法和 Lee 滤波器相比较, 该方法在噪声平滑及边缘保持上都取得了较大的改进, 并得到了较好的视觉效果。

关键词 合成孔径雷达 相干斑 小波变换 隐马尔可夫树模型

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)04-0385-06

An Algorithm Based on Wavelet-Domain Hidden Markov Models for SAR Speckle Reduction

WU Xin-wei, ZHU Zhao-da, ZHANG Gong, GUO Chun-sheng

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aero. & Astro., Nanjing 210016)

Abstract Speckle noise is an intrinsic property of Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery. The demand for speckle reduction of SAR images is to smooth the speckle noise while preserving the structure information of the original images. Existing speckle suppression methods possess respective merits and drawbacks, without universal adaptability. Integrating the statistical characteristic of speckle noise in SAR images with wavelet-domain hidden Markov models (HMMs) structure of images, we propose a new wavelet-domain speckle reduction method. Simulation and experimental results using real data show that the proposed method is able to effectively suppress speckle noise and to better retain edge structure. Compared with wavelet-domain soft-thresholding denoising algorithm and Lee multiplicative speckle filter, the wavelet-domain HMMs method offers significant improvements on smoothing speckle and preserving edge. In addition, the proposed method also gets a better visual effect.

Keywords synthetic aperture radar (SAR), speckle, wavelet transformation, hidden markov tree models (HMT)

1 引言

合成孔径雷达是一种能够产生高分辨率微波图像的相干成像系统, 具有全天候、全天时等诸多优点。因此, 在以测绘、土地勘察、地形分类、环境监测为主要目的的民用遥感领域获得广泛应用。然而, 由于相干照射而产生的衰落效应, 使图像内原本具有相同后向散射系数的均质区域表现出颗粒状噪声,

这种噪声称为相干斑^[1]。相干斑的存在增加了图像解译的复杂性, 大大降低了图像分割、目标分类以及其他信息提取的有效性。因此, 在 SAR 图像的后处理中, 相干斑抑制是一个不可缺少的环节。

SAR 图像相干斑抑制方法基本上分为多视处理和空域自适应滤波两大类。多视处理^[2]在抑制相干斑的同时, 降低了图像的分辨率; 而空域自适应滤波^[3]能够有效地平滑均质区内的噪声, 但在异质区往往伴随着边缘模糊、纹理损失等缺点。实际上, 这

类滤波器通常需要在空间分辨率与辐射分辨率之间折衷考虑。

近年来,基于小波变换理论的阈值去噪方法在 SAR 图像相干斑抑制中得到应用^[4~7]。这类方法利用了小波变换中变尺度特性对确定信号的“集中”能力,即如果一个信号的能量集中于小波域少数系数上,那么这些系数的取值必然大于在小波域内能量分散于大量小波系数上的信号或噪声的小波系数值。由于噪声的小波系数往往随着分解层次的增加而很快衰减,因此以小波系数的绝对值作为衡量标准,可以在相应的子带上筛选小波系数,达到抑制噪声的目的。

小波域阈值化去噪方法的主要缺点是没有考虑小波系数之间的相关性,所有小波系数统一被阈值处理,因而通常表现出过分平滑的效果。实际上,尽管正交性的小波基具有去相关的特点,但这种去相关并不彻底,小波系数之间通常保持着残留的相关结构。如何描述小波系数的统计模型,是小波域 Bayes 估计的核心问题。本文基于小波域隐马尔可夫模型(hidden markov models, HMMs)理论,结合 SAR 图像相干斑的统计性质,提出一种新的 SAR 图像相干斑抑制方法。仿真及实测数据处理结果表明,该方法在有效抑制相干斑噪声的同时,保持了原始图像的空间分辨率,并得到较好的视觉效果。

2 相干斑特性分析

相干斑通常被认为是一种随机乘性噪声^[1,3]

$$I(k, l) = R(k, l) \cdot n(k, l) \quad (1)$$

其中, $I(k, l)$ 是 SAR 图像上 (k, l) 点像素的强度, $R(k, l)$ 表示反射率, $n(k, l)$ 表示相干斑噪声, 其统计特性服从均值为 1、方差为 σ_n^2 的 Gamma 分布, 即

$$p_n(n) = \frac{L^L}{\Gamma(L)} \cdot n^{L-1} \cdot \exp(-L \cdot n) \quad (2)$$

其中, L 表示等效视数, $\Gamma(L)$ 是 Gamma 函数, 且

$$\sigma_n = \frac{\sqrt{\text{Var}[I]}}{E[I]} = \frac{1}{\sqrt{L}} \quad (3)$$

式中, $\text{Var}[\cdot]$ 表示方差, $E[\cdot]$ 表示均值。在单视情况下, 式(2)退化为指数分布。

Arsenault 等人证明: 在独立视数足够大时(通常大于 3 即可), 对 Gamma 分布的相干斑噪声取对数变换后, 即 $e = -\ln(n)$, e 的概率密度函数近似为高斯分布^[8]

$$p_e(e) = \left(\frac{L}{2\pi}\right)^{1/2} \cdot \exp\left(-\frac{L \cdot e^2}{2}\right) \quad (4)$$

$$E[e] \approx \frac{1}{2L}, \sigma_e^2 \approx \sigma_n^2 = \frac{1}{L}, (L \gg 1)$$

对式(1)两端取对数变换, 得到

$$v = x + e \quad (5)$$

式中, $v = -\ln(I)$, $x = -\ln(R)$ 。因此, 通过对数变换, 乘性噪声抑制问题可以转化为在加性高斯噪声 e 中估计信号成份 x 。

3 小波域 HMMs

小波变换是图像处理中一个十分重要的工具。对于加性高斯噪声中信号估计问题, Donoho 提出了小波变换软阈值去噪方法^[4]。文献[5]~文献[7]报道了该方法在 SAR 图像相干斑抑制中取得满意的效果。然而, 该方法隐含着小波系数之间统计独立、高斯分布的假定, 对边缘像素与噪声像素采用同一阈值统一处理, 因此必然导致边缘的模糊以及图像细节的损失。为了克服这些缺点, 应该区别对待边缘像素与噪声像素。

众所周知, 对一幅图像进行小波变换, 取值较大的小波系数通常对应图像内快速变化的位置(如边缘), 而取值较小的系数往往对应细节成份^[9]。但对于含噪图像, 小波系数不可避免地受到干扰, 因此很难直接根据系数大小来区别边缘与噪声, 需要借助小波系数的统计特性来识别边缘。

按照小波域统计图像处理的观点^[10], 可以将小波系数 $w = \{w_i\}$ 看作具有联合概率密度函数 $f(w)$ 的随机场的一个实现。但利用联合概率密度函数表示所有小波系数之间的相关性, 实际上无法求解; 另一方面, 如果把小波系数看作是统计独立的, 即 $f(w) = \prod_i f(w_i)$, 则很容易求解联合概率密度, 然而这样一来, 却忽略了尺度间系数的相关性。因此需要折衷考虑, 既要把系数间主要的相关性体现出来, 同时又要便于计算。

小波变换的聚类性质和持续性^[11]体现了系数之间的相关性。聚类性质表明了尺度内沿时间方向的相关性; 如果在同一尺度内, 某一系数较大(或较小), 则与其相邻的系数很可能也较大(或较小); 而持续性表明了沿尺度方向的相关性; 较大(或较小)的小波系数沿尺度方向具有一定的传递性。小波变换系数之间的这种相关特性, 可以通过 HMMs 进

行描述。

HMMs^[12]在语音识别领域获得了极大的成功, Crouse 等人将其引入小波域来描述小波系数的概率结构^[11],较好地体现了小波系数的聚类、持续及集中特性。基于小波的 HMMs 利用混合密度和概率图表示小波系数的统计特性。

3.1 混合密度

小波变换的能量集中性质表明,对大多数图像小波变换的结果,表现为少数的较大系数值和多数的较小系数值。其中,较大和较小系数值分别与较大和较小方差的概率密度函数对应。显然,不能简单地用高斯分布描述小波系数。在 HMMs 中,采用具有隐状态变量的高斯混合密度描述每个小波系数的概率密度函数。

将每个小波系数 ω_i 与一个隐状态变量 $S_i \in$

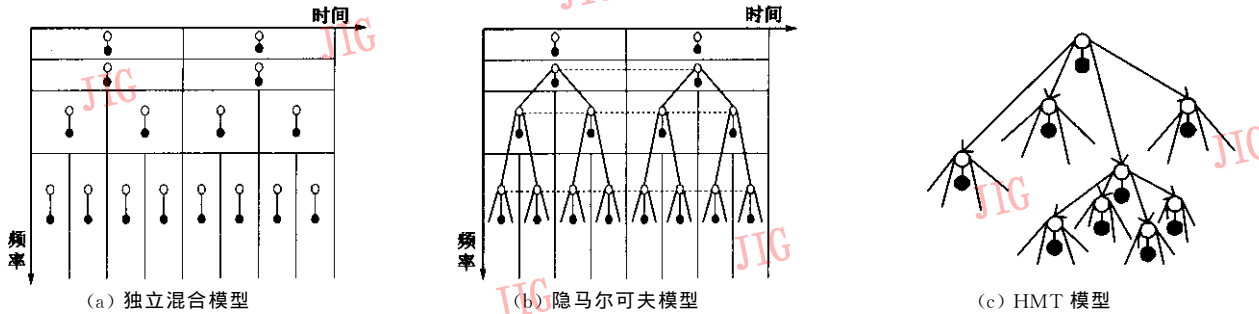


图 1 小波域统计模型

((a)每个小波系数(黑点)与一个隐状态变量(白点)对应;(b)隐状态变量之间无任何联系,系数之间不相关,同一尺度内隐状态变量由虚线连接,尺度间隐状态变量由实线连接;(c)四叉树隐马尔可夫(HMT),每个父状态与其 4 个子状态变量相连。)

3.2 树形结构概率图

由于正交小波变换近似去相关的特点,小波系数之间的相关特性主要由不同尺度间系数的传递性来描述,即小波系数值的大小与其父辈的系数值有关,同时影响它的子代系数值。在 HMMs 中,采用小波系数对应的隐状态变量而不是系数本身来体现系数之间的马尔可夫相关性,如图 1(b)所示。另一方面,由于图像的小波分解本身具有自然的四叉树结构,因此,利用树形结构的概率图模型(hidden Markov tree, HMT 模型)可以很好地描述沿尺度方向小波系数的持续性性质。

在 HMT 模型中,对每个小波系数 ω_i 采用 M 个状态的高斯混合模型,与每个小波系数对应的隐状态变量与它的下一层上的 4 个子变量相连,系数之间的相关性仅由父子状态变量之间的状态转移概率体现(忽略同一尺度内系数之间的相关性),如图 1(c)所示。HMT 模型由参数 $\theta = [p_{S_1}(m),$

$\{S, B\}$ 联系起来,如图 1(a)所示(用黑点表示小波系数,用白点表示相对应的隐状态变量)。状态 S 对应于零均值、较小方差 $\sigma_{i,S}^2$ 的高斯分布;而状态 B 对应于零均值、较大方差 $\sigma_{i,B}^2$ 的高斯分布,则两状态零均值高斯混合模型完全由状同变量的概率分布以及高斯分布的方差描述为

$$f(\omega_i) = \sum_{m=S,B} p_{S_i}(m) \cdot f(\omega_i | S_i = m) \quad (6)$$

式中, $f(\omega_i | S_i = m) \sim N(0, \sigma_{i,m}^2)$, $p_{S_i}(m)$ 表示状态 S_i 的概率分布函数。

从式(6)中可以看出,尽管在给定状态下,每个小波系数 ω_i 是条件高斯分布的,但总体看来,由于状态变量 S_i 的随机性,小波系数却是非高斯分布的。这恰恰体现了小波系数的能量集中性质,因此,非高斯模型更加准确地表述了小波系数的统计特性。

$\xi_{i,p(i)}^{m,r}, \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2]$ 描述,其中,

(1) $p_{S_1}(m)$ 为根节点 S_1 的概率分布函数;

(2) $\xi_{i,p(i)}^{m,r} = p_{S_i | S_{p(i)}}[m | S_{p(i)} = r]$ 为父状态 $S_{p(i)}$ 处于 r 时,子状态 S_i 处于 m 的条件概率,即状态转移概率;

(3) $\mu_{i,m}$ 和 $\sigma_{i,m}^2$ 分别为在 S_i 处于状态 m 时,小波系数的均值和方差。

4 基于小波域 HMT 模型的相干斑抑制算法

HMT 是一种树形结构的隐马尔可夫模型,因此隐马尔可夫模型的 3 个标准问题^[12]同样也适用于 HMT 模型。

(1) 似然函数确定 给定一个具有参数 θ 的小波域 HMMs,确定一组被观测小波系数的似然函数 $f(\omega | \theta)$ 。

(2) 模型训练 给定一组观测小波系数 $\{w_i\}$, 确定最能表述小波系数统计特性的小波域 HMMs 参数 θ , 即求 θ 的最大似然估计 $\hat{\theta}_{ML}$.

$$\hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} f(w|\theta) \quad (7)$$

(3) 状态估计 给定一组观测小波系数 $\{w_i\}$ 和具有 θ 的小波域 HMMs, 确定最可能的隐状态序列 $\{S_i\}$.

引入 HMT 模型进行信号估计的问题, 实际上就是通过模型训练, 利用最大似然准则求出能够最佳拟合观测数据的模型参数, 然后, 按 Bayes 估计原理, 计算信号的估计值. 根据上述讨论的 HMT 模型, 结合 SAR 图像相干斑的统计特性, 提出基于小波域 HMT 模型的相干斑抑制算法, 其主要处理步骤如下:

(1) 原始图像取对数变换, 把 Gamma 分布的乘性噪声变换为加性高斯噪声.

(2) 利用正交小波变换对对数变换图像进行最大层次的分解

$$w = y + e' \quad (8)$$

式中, $w = WT(v)$, $y = WT(x)$, $e' = WT(e)$, WT 表示小波变换.

(3) 用 EM(expectation maximization) 算法^[11] 对 HMT 模型迭代训练,

E 步骤 假定一组初始模型参数 $\theta^{(0)}$, 然后对于每次迭代 l , 计算期望值

$$E[\log f(w, S|\theta) | w, \theta^{(l)}]$$

这实际上相当于计算状态概率

$$p(S_i = q | w, \theta^{(l)})$$

M 步骤 对期望值 $E[\]$ 关于 θ 最大化求得 $\theta^{(l+1)}$ 以进行下一次迭代. 在大多数情况下, 这种迭代能够收敛到对数 $\ln f(w|\theta)$ 似然函数的局部最大值.

(4) 用经验 Bayes 估计^[11] 进行信号恢复, 得到 y 的最小均方估计 (MMSE):

$$E[y_i | w, \theta] = \sum_m p(S_i = m | w, \theta) \cdot \frac{\sigma_{i,m}^2}{\sigma_e^2 + \sigma_{i,m}^2} \cdot w_i \quad (9)$$

(5) 取逆小波变换.

(6) 取指数变换, 重构原始图像.

完整的算法结构框图如图 2 所示.

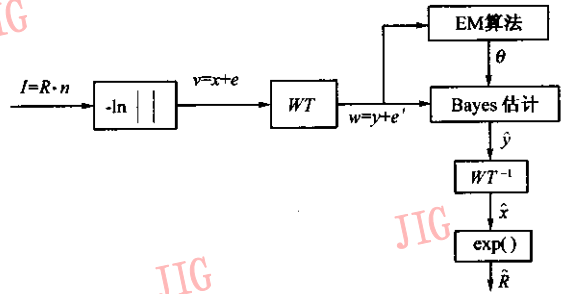


图 2 算法结构框图

5 仿真及实测数据验证

为验证相干斑抑制算法的有效性, 分别对光学图像进行仿真及实测机载条带 SAR 图像进行了处理, 并与小波域软阈值去噪方法和 Lee 滤波器的结果进行了比较. 此处选用光学图像的原因在于: 需要一幅无相干斑噪声的 SAR 图像用于定量比较各种方法的性能, 显然, 这在实际中无法得到. 尽管光学图像与 SAR 图像存在区别, 但抛开相干斑产生的机理, 从图像去噪的观点来看, 二者应是相同的.

5.1 仿真图像去噪

首先对如图 3(a) 原始 Lena 图像 (512×512 像素) 引入符合相干斑统计特性的乘性噪声, 即产生均值为 1、方差为 σ_n^2 的 Gamma 分布随机场 (512×512) 与 Lena 图像逐个像素对应相乘. 实验中, 测试了 3 种方差的噪声 (均值为 1), 分别对应于 $L=3, 3, 5, 4, 10, 1$. 图 3(b) 对应于 $L=5, 4$ 的噪声图像.



(a) 原始 Lena 图像 (b) 引入乘性噪声的图像 ($L=5, 4$) (c) 小波域软阈值滤波图像 (d) 小波域 HMT 模型滤波图像

图 3 小波域相干斑抑制算法结果比较

图 3(c)是用小波域软阈值去噪方法对图 3(b)滤波的结果。此处,选用长度为 4 的 2 阶 Daubechies 小波(db2),2 层分解,对各层高频小波系数采用统一阈值处理,低频层小波系数保持不变,阈值大小为 $2 \cdot \sigma_e$ 。图 3(d)是利用小波域 HMT 模型对图 3(b)滤波的结果,仍选用 db2 小波,作最大层次(9 层)分解。

目视结果表明,小波域软阈值方法和小波域 HMT 模型方法均达到了较为满意的效果。为了定量分析这两种方法的去噪性能,通过在均质区内计算均值与标准偏差的比值的平方(称为等效视数)来衡量相干斑抑制效果,结果如表 1 所示。显然,小波域 HMT 模型法优于小波域软阈值法,噪声得到了更大程度的平滑。

表 1 仿真图像去噪性能(滤波图像等效视数)

	噪声图像等效视数		
	$L=3.3$	$L=5.4$	$L=10.1$
小波域软阈值去噪滤波	19.7	29.4	53.0
小波域 HMT 模型滤波	20.1	36.8	72.8

为了定量评估滤波图像的边缘保持能力,利用 Frost 等人采用的边缘图方法^[13],其包括如下几个步骤:

- (1) 仿真一幅噪声图像;
- (2) 对噪声图像滤波处理;
- (3) 采用 Robert 梯度算子进行边缘检测;
- (4) 对梯度图像阈值处理产生二进制图像(边缘图);
- (5) 计算边缘图的品质因数 FOM

$$FOM = \frac{1}{\max(N_A, N_I)} \cdot \sum_{i=1}^{N_A} \frac{1}{1 + \beta \cdot d^2} \quad (10)$$

式中, N_A 是滤波图像边缘图包含的非零像素数, N_I 是理想图像边缘图包含的非零像素数, d 是 2 幅边缘图的垂直距离, β 表示惩罚因子,选择 $\beta=0.001$ 。

理想滤波结果应该是 $FOM=100\%$,实际计算结果如表 2 所示。很明显,小波域 HMT 模型法在边缘保持能力上也优于小波域软阈值法。

表 2 仿真图像边缘保持性能(FOM)

	$L=3.3$	$L=5.4$	$L=10.1$
噪声图像	2.88	3.00	4.72
小波域软阈值去噪图像	5.06	6.44	9.56
小波域 HMT 模型滤波图像	5.14	7.86	13.06

表 1 和表 2 的计算结果表明,基于小波域 HMT 模型的去噪方法充分地利用了小波系数间的相关性,在平滑噪声的同时,更好地保持了边缘结构。

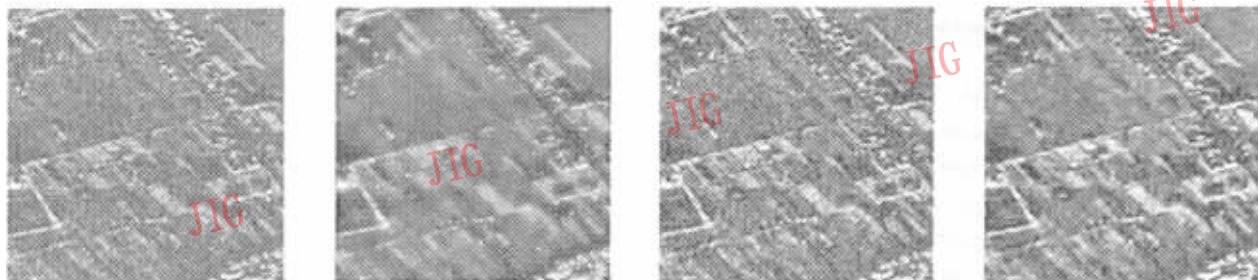
5.2 实测 SAR 数据处理

图 4(a)是一幅机载单视 SAR 图像。图像大小 512×512 像素,分辨率为 $3m \times 3m$,成像区域是某城市郊区,包括公路、农田及一些强散射目标。为了便于比较,图 4(b)给出 Lee 滤波器的结果(25×25 窗口)。图 4(c)是利用小波域软阈值去噪的结果,图 4(d)是利用小波域 HMT 模型去噪的结果。3 种算法对相干斑抑制的定量评估如表 3 所示。

表 3 实测 SAR 数据相干斑抑制

	原始图像	Lee 滤波图像	小波域软阈值去噪图像	小波域 HMT 模型滤波图像
等效视数	2.1	13.5	12.8	29.5

显然,小波域 HMT 模型去噪方法大大优于 Lee 滤波器和软阈值法,得到了更好的平滑效果。另一方面,由于没有理想的 SAR 图像,无法计算品质因数,因此不能给出边缘保持能力的定量评价。但目视结果表明:Lee 滤波器由于窗口选择过大,在得到较好的噪声抑制效果的同时,边缘却大大地模糊了;小波域软阈值法对边缘像素与噪声像素统一处理,不可避免地破坏了一些边缘结构;而小波域 HMT 模型法充分地利用了小波系数间的相关性,因此具有更好的边缘保持能力和视觉效果。



(a) 原始图像 (b) Lee 滤波器处理结果 (c) 小波域软阈值去噪结果 (d) 小波域 HMT 模型滤波结果

图 4 SAR 图像相干斑抑制结果比较

6 结 论

统计图像处理的核心是参数的模型化。模型的准确与否自然决定了参数估计的精度。利用小波域 HMT 模型结构对小波系数的非高斯统计特性及系数之间的相关性进行描述,同时结合 SAR 图像中相干斑噪声的统计特性,提出了一种新的小波域相干斑抑制方法。该方法充分利用了正交小波变换后系数之间的残余相关特性。仿真及实测数据处理结果表明,该方法在有效抑制相干斑的同时,更好地保留了边缘结构。与小波域软阈值去噪方法和 Lee 滤波器相比较,本文方法在噪声平滑及边缘保持上都取得了较大的改进。

小波域 HMT 模型去噪方法的缺点是需要对模型参数进行迭代训练,这是十分耗时的。在 P III 450 上(内存 192M),一幅 512×512 像素大小的图像,费时约 20min。因此,如何减少迭代次数是需要进一步研究的问题。

参 考 文 献

- 1 Goodman J W. Some fundamental properties of speckle [J]. Journal Optical Society America, 1976, **66**(11):1145~1150.
- 2 Li Fuk-Kwok, Croft C, Held D N. Comparison of several techniques to obtain multiple-look SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1983, **21**(3): 370~375.
- 3 Lee L S, Jurkevich I. Speckle filtering of synthetic aperture radar images: A Review [J]. Remote Sensing Reviews, 1994, **8**: 313~340.
- 4 Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, **41**(3):613~627.
- 5 Guo H, Odegard J E, Lang M, et al. Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R [J]. IEEE International Conference on Image Processing, 1994, **1**:75~79.
- 6 Gagnon L, Smaili F D. Speckle noise reduction of airborne SAR images with symmetric Daubechies wavelets [J]. SPIE Proceedings, 1996, **2759**:14~24.
- 7 Gagnon L, Jouan A. Speckle filtering of SAR images—A comparative study between complex-wavelet-based and standard filters [J]. SPIE Proceedings 1997, **3169**:80~91.
- 8 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.

- 9 Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, **38**(2):617~643.
- 10 Rabiner L. A tutorial on hidden Markov models and selective applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, **77**(2): 257~285.
- 11 Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, **46**(4): 886~902.
- 12 Romberg J K, Choi Hyeokho, Baraniuk R G. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, **10**(7):1056~1068.
- 13 Frost F S, Stiles J A, Shanmugan K S, et al. A Model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1982, **4**(2):157~166.



武昕伟 1969 年生,副教授,2003 年于南京航空航天大学获通信与信息系统专业博士学位。主要从事信号处理、雷达成像算法及图像后处理方面的研究。



朱兆达 1939 年生,教授,博士生导师。1960 年毕业于南京航空学院。研究方向为雷达信号检测与处理、雷达成像。



张 弓 1964 年生,副教授,2002 年于南京航空航天大学获通信与信息系统专业博士学位。主要从事信号处理、雷达成像、通信电路方面的教学和科研工作。



郭春生 1970 年生,1993 年毕业于东北大学无线电专业,获得工学学士学位,2002 年毕业于南京航空航天大学信息学院通信与信息系统专业,获工学博士学位。研究兴趣为图像分析与识别、通信信号的截获与分析、微波成像等。