

文章编号: 0253-2239(2010)07-1977-07

基于 Contourlet 域持续性和聚集性的 合成孔径雷达图像融合分割算法

吴 艳¹ 肖 平² 王昌明¹ 李 明³

(¹西安电子科技大学工程学院, 陕西 西安 710071; ²陕西测绘局遥感院, 陕西 西安 710054)

³西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071

摘要 针对合成孔径雷达(SAR)图像含有大量斑点噪声的特点,基于 Contourlet 的多尺度、局部化、方向性和各向异性等优点,并结合隐马尔科夫树(HMT)模型和隐马尔科夫场(MRF),提出了一种基于 Contourlet 域持续性和聚集性的 SAR 图像模糊融合分割算法。该算法有效捕获了 Contourlet 子带的持续性和聚集性,并分别用 HMT 和 MRF 来刻画,再依据模糊测度,将多尺度 HMT 和 MRF 有机融合,建立 Contourlet 域 HMT-MRF 融合模型,并导出新模型下的最大后验概率(MAP)分割公式。对实测 SAR 图像进行了仿真,仿真结果和分析表明:与小波域上的 HMT-MRF 融合分割及 Contourlet 域上 HMT 和 MRF 分割算法相比,该算法在抑制斑点噪声的同时,有效地提高了 SAR 图像的分割精度。

关键词 图像处理;合成孔径雷达图像分割;Contourlet 变换;持续性;聚集性;模糊逻辑融合

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20103007.1977

Fusion Segmentation Algorithm for SAR Images Based on the Persistence and Clustering in the Contourlet Domain

Wu Yan¹ Xiao Ping² Wang Changming¹ Li Ming³

¹ School of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China

² Shaanxi Bureau of Surveying & Mapping, Xi'an, Shaanxi 710054, China

³ National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China

Abstract In view of the speckle noise in the synthetic aperture radar (SAR) images, and based on the Contourlet's advantages of multiscale, localization, directionality, and anisotropy, a new SAR image fusion segmentation algorithm based on the persistence and clustering in the Contourlet domain is proposed. The algorithm captures the persistence and clustering of the Contourlet transform, which is modeled by hidden Markov tree (HMT) and Markov random field (MRF), respectively. Then, these two models are fused by fuzzy logic, resulting in a Contourlet domain HMT-MRF fusion model. Finally, the maximum a posteriori (MAP) segmentation equation for the new fusion model is deduced. The algorithm is used to emulate the real SAR images. Simulation results and analysis indicate that the proposed algorithm effectively reduces the influence of multiplicative speckle noise, improves the segmentation accuracy and provides a better visual quality for SAR images over the algorithms based on HMT-MRF in the wavelet domain, HMT and MRF in the Contourlet domain, respectively.

Key words image processing; synthetic aperture radar (SAR) images segmentation; Contourlet transform; persistence; clustering; fuzzy logic fusion

收稿日期: 2009-08-11; 收到修改稿日期: 2009-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(60872137)、国防预研基金(914CDO10307100C01)和航空科学基金(20080181002)资助课题。

作者简介: 吴 艳(1964—), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事多传感器信息融合、图像融合、SAR 图像后处理、多尺度几何分析和目标识别等方面的研究工作。E-mail: ywu@mail.xidian.edu.cn

1 引 言

合成孔径雷达(SAR)图像分割是 SAR 图像目标识别与解译技术的重要环节,它可以提供图像的整体结构信息,以揭示 SAR 图像的本质,为 SAR 系统的自动目标识别(ATR)建立基础,这一领域已逐渐成为国内外的一个研究热点。由于 SAR 图像含有大量的斑点噪声,传统的光学图像分割算法无法抑制噪声影响,容易产生错分,从而不适合用于 SAR 图像分割。

近年来,统计理论的发展为非平稳图像建模开辟了一条新的有效的途径^[1~3],其中隐马尔科夫模型(HMM)作为一种双随机模型,较好地描述了信号整体上的非平稳性和局部的平稳性,非常适合非高斯非平稳的 SAR 图像处理。V. Venkatachalam 等^[4]和 H. Choi 等^[5]分别在 1998 年和 2001 年提出了基于多尺度隐马尔科夫树(HMT)模型的图像分割算法,该算法将小波系数的持续性运用于图像分割中,采用粗尺度影响细尺度的多尺度融合思想,使全局信息融合在分割结果中,减少了误分,应用于 SAR 图像分割也取得了一定的效果。然而面对复杂的 SAR 图像数据,小波意义上的 SAR 图像降斑及特征提取已难以应对,必须建立新的图像稀疏表示模型。2002 年 M. N. Do 等^[6~8]提出了一种基于二维多尺度和方向滤波器组的 Contourlet 变换,它不仅具有小波变换的多尺度和视频局部化的特征,而且还提供了很好的方向性和各向异性,是小波变换的一种新的延续。同时 HMT 被推广到 Contourlet 域^[9],在 SAR 图像分割中充分捕捉图像中的高维奇异性信息,取得了优于小波域的 HMT 的分割结果。但由于传统的基于 HMT 的分割方法并没有考虑到 Contourlet 系数的聚集性,分割结果图像中容易产生方向边缘成分模糊和奇异性扩散现象;由于 SAR 图像乘性斑点噪声常常引起像素值的

突变,而图像的局部相关性又使得像素类属与其相邻像素的类属存在一定的联系,考虑像素间局部相关性的马尔科夫随机场(MRF)则正好能反映 Contourlet 系数的聚集性,同时能够利用邻域相关性来消除噪声的影响,所以被应用于 SAR 图像的分割^[10~13],并产生了较好的效果。

基于 Contourlet 充分捕捉图像中高维奇异性信息的特性,将 HMT 模型和 MRF 依据模糊逻辑准则进行有机融合,有效捕获了 Contourlet 子带的持续性和聚集性,大大降低了斑点噪声对分割算法带来的影响。该算法分别运用到合成纹理图像和实测的 SAR 图像分割中。仿真结果和分析表明,本文算法既有效地抑制了斑点噪声的影响又减少了误分,对像素点类属的判别更加精确。

2 Contourlet 变换及系数统计分析

Contourlet 变换也称塔型方向滤波器组(PDFB)分解,Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条型结构”,它将多尺度分析和方向分析分开进行。Contourlet 变换应用双重滤波结构对图像进行尺度和方向上的分解^[6]。Contourlet 变换每一尺度可以分解为 2 的任意次方个子带,这使得 Contourlet 成为唯一一个即能严格采样又在分解上具有很强灵活性的变换^[14]。

Duncan D. Y. Po 等^[7]分别研究了 Contourlet 系数的边缘和联合统计特性。指出其边缘分布呈高尖峰长拖尾形分布[如图 1(a)],它可以用混合高斯模型来描述[如图 1(b)]。边缘分布仅仅描述了单个系数的独立分布而没有考虑系数之间的相关性。既然 Contourlet 系数在图像的重叠或者与图像边缘方向一致时取得最大值,那么显然 Contourlet 系数存在着相关性^[15]。Contourlet 系数的联合统计

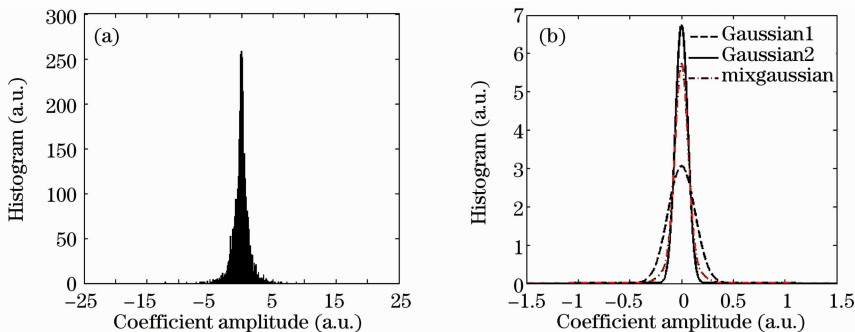


图 1 Contourlet 系数边缘概率分布。(a)Contourlet 子带的边缘概率分布,(b)边缘概率分布的混合高斯模型

Fig.1 Marginal probability distributions of Contourlet coefficients. (a) marginal probability distribution of Contourlet subband, (b) mixture Gaussian model of marginal probability distribution

特性指出自然图像的 Contourlet 系数 X 根据其父代(PX)和邻域(NX)分别呈图 2 所示的蝴蝶结分布,这表明 Contourlet 系数在局部空间和相邻尺度

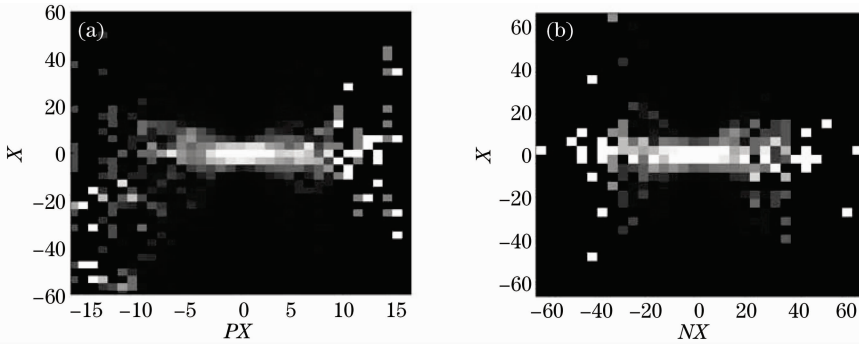


图 2 一子带 Contourlet 系数的条件分布 (a) $P(X|PX)$; (b) $P(X|NX)$

Fig. 2 Conditional distribution of Contourlet coefficients in one subband (a) $P(X|PX)$; (b) $P(X|NX)$

3 Contourlet 域持续性和聚集性的 SAR 图像模糊融合分割算法

3.1 Contourlet 变换系数的 HMT 模型

Contourlet 变换具有多分辨率、局部性、方向性和各向异性的特点。与小波系数结构^[5]相似, Contourlet 系数的数量随着尺度的增加也以 2 的指数次幂减少,可自然地对应到树状结构上。

高斯混合模型虽然建立了单个 Contourlet 系数的统计特性,但没有描述系数间的依赖关系。Contourlet 系数有自然的父子依赖关系,用隐状态的转移概率来描述。Contourlet 系数的邻域结点及兄弟结点的依赖关系都是通过父子关系间接体现的。Contourlet 域 HMT 模型体现了 Contourlet 系数尺度间的依赖性^[7]。对于 J 尺度,尺度 j 内 m_j ($j=1,2,\dots,J$) 个方向的 Contourlet 变换,它的 HMT 模型有如下的参数:

- $\mathbf{p}_{1,k}$ ($k=1,\dots,m_1$) 表示最粗尺度各个方向的根结点概率矢量。
- $\mathbf{A}_{j,k}$ ($j=1,\dots,J,k=1,\dots,m_j$) 表示方向子带 k 从尺度 $j-1$ 到尺度 j 的转移概率矩阵。
- $\boldsymbol{\delta}_{j,k}$ ($j=1,\dots,J,k=1,\dots,m_j$) 表示子带 k 在尺度 j 的标准差矢量。

以上参数组合成 HMT 模型的参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$,可以用期望最大化(EM)算法估计^[16]。

另外,与小波域的 HMT 模型不同,Contourlet 的 HMT 可以考虑方向间的相关性。如图 3 所示,在小波域 HMT 中,母子系数之间的联系仅体现在 3 个有限的小波方向上。因此,小波 HMT 模型通常认为 3 个方向的系数是相互独立的。相反,

间具有很强的相关性,即聚集性和持续性。对于这种 Contourlet 系数的聚集性和持续性,Duncan D. Y. Po 等^[7]利用互信息也给出了有力的证明。

Contourlet 系数 4 个子系数可以分布在两个可分离的方向子带上。结果,Contourlet HMT 中的相关树在较细子带中可以跨越多个相邻方向,因此,系数间的相关性的建模与局域间的相关性的建模方式相同。也就是说,Contourlet HMT 模型有效地捕捉了尺度间、空间和方向间的相关性。

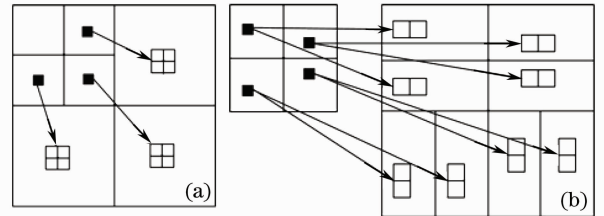


图 3 小波域和 Contourlet 域二叉树的区别。(a)小波域的二叉树结构,(b)Contourlet 域的二叉树结构

Fig. 3 Difference of the quad tree structure between wavelet and Contourlet(two scale, four and eight direction respectively). (a) quad tree structure in wavelet domain, (b) quad tree structure in contourlet domain

3.2 基于模糊逻辑的 HMT-MRF 融合模型及分割

HMT 分割考虑了系数的持续性,提高了分割精度,但降低了分割的分辨率,且没有考虑尺度内空间邻域信息,不能从根本上降低噪声的影响。为此,采用模糊逻辑的方法把 HMT 和 MRF 的分割结果进行融合。遥感影像本身具有复杂性与模糊性,采用模糊的方法不仅能有效的与 SAR 图像的本质特性相结合,而且提出的基于乘性类的模糊融合方法是一种非线性加权逻辑操作,具有将多源信息依据各自的重要程度组合在一起的能力,在组合多源信息时,不仅考虑了每个信息源的客观信息,同时还考

虑了每个信息源的重要程度以及相互的影响,从而使得最终的融合图像在空间细节信息的增强和分割结果的精确度两个方面的综合性能得到提高。

设图像有 H 个像素点,其像素值写成矢量的形式为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_H\}$,相应的实际分类为 $\Omega = \{\omega_{c_1}, \omega_{c_2}, \dots, \omega_{c_H}\}$,假设图像共有 C 类,则 ω_{c_H} 为 C 类中的任意一个。最大后验分割既是求 Ω 的最优估计 $\hat{\Omega}$,按照 Bayes 准则,

$$\hat{\Omega} = \arg \max_{\Omega} \{p(\mathbf{X} | \Omega) p(\Omega)\}, \quad (1)$$

为了减少计算复杂度,只考虑单个像素级上的最大后验。即对于像素 g ,属于类 ω_c 的概率,就是求 $p(\omega_c | x_g, \omega_{\partial g})$, ∂g 表示像素 g 的邻域,则 g 的估计类属 $\hat{\omega}$ 为

$$\hat{\omega} = \arg \max_{\omega_c} \{p(\omega_c | x_g, \omega_{\partial g})\}, \forall g. \quad (2)$$

其中 $\omega_c = 1, 2, \dots, c$ 。假设 x_g 与邻域类属 $\omega_{\partial g}$ 相互独立,(2)式可以写为

$$p(\omega_c | x_g, \omega_{\partial g}) \propto p(x_g | \omega_c) p(\omega_c | \omega_{\partial g}), \quad (3)$$

$p(x_g | \omega_c)$ 表示中心像素 x_g 属于类 ω_c 的概率。下面分析 $p(x_g | \omega_c)$ 的推导过程,由上述 Contoulet 统计分析可知,Contoulet 系数是非高斯分布,而是条件高斯分布。所以建模时可以将每一个系数认为有两种状态组成:高状态和低状态。高状态看作一个高斯分布,对应着信号中大能量的 Contourlet 系数,对应着零均值,大方差的高斯分布;低状态对应着小能量的 Contourlet 系数,对应着零均值,小方差的高斯分布。则 Contourlet 系数的混合概率密度为

$$f(x_g) = \sum p(s = m) p(x_g | s = m), \quad (4)$$

其中 s 表示状态, $m = \{0, 1\}$ 表示 s 的取值, $p(x_g | s = m) \sim N(0, \sigma_{xm}^2)$ 表示零均值,方差为 σ_{xm}^2 的高斯分布, $p(s = m)$ 代表每种状态的概率质量函数(PMF),并且有 $p(s = 0) + p(s = 1) = 1$ 。

对于具有 C 类的纹理图像来说,待分图像的概率密度分布可由 C 种类属的概率密度分布混合而成。把每种纹理的标号 ω_c 看成隐状态,而每种类属的 Contourlet 系数概率密度呈长拖尾分布。即对于类 ω_c 来说,属于它的系数分布为

$$p(x_g | \omega_c) = \sum p(s = m) p(x_g | s = m), \quad (5)$$

对于系数中的 σ_{xm}^2 , $p(s = m)$,采用 EM 算法^[2]进行估计。利用(5)式对图像进行粗分割。

$p(\omega_c | \omega_{\partial g})$ 融合了尺度内相关性,采用吉布斯(Gibbs)分布^[17]来求它的值,

$$p(\omega_c | \omega_{\partial g}) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(\omega_c)\}, \quad (6)$$

z 为标准化函数, $U(\omega_c)$ 为能量函数。根据 Ising 模型,能量函数表示为

$$U(\omega_c) = \sum_{\partial g} \beta [1 - \delta(\omega_c, \omega_{\partial g})], \quad (7)$$

其中 $\delta(\omega_c, \omega_{\partial g})$ 是离散 δ 函数, $\beta > 0$ 控制邻域信息对中心像素作用的大小。

基于乘性类^[18]的模糊测度的概念,定义如下的测度函数^[19]:

$$H_{\alpha}(u_F) = \frac{1}{n2^{-2\alpha}} \sum_{i=1}^n u_F(x_g)^{\alpha} [1 - u_F(x_g)]^{\alpha}, \quad (8)$$

α 为二次熵, $u_F: U \rightarrow [0, 1]$ 表示在 U 中 F 的关系函数, n 为像素点数。

对于 C 个类属的图像,假设有 p 个分类器,对于给定的像素 x_g ,第 i 个分类器输出的结果为

$$\{u_1^i(x_g), u_2^i(x_g), \dots, u_j^i(x_g), \dots, u_C^i(x_g)\}, \quad (9)$$

其中 $u_j^i(x_g)$ 表示对第 i 个分类器来说,像素 x_g 属于类 j 的数值。数值越大,表示像素 x_g 越有可能属于类 j 。 $u_j^i(x_g)$ 可以是概率,神经网络的后验概率或模糊分类的隶属度,不管什么情况, $\pi_i(x_g) = \{u_j^i(x_g), j = 1, \dots, C\}$ 都可以看成模糊集。那么,对于每个像素来说, p 个分类器得到的模糊集为

$$\{\pi_1(x_g), \pi_2(x_g), \dots, \pi_p(x_g)\}. \quad (10)$$

将 MRF 的分割结果, HMT 各个尺度的分割结果作为用来融合的 p 个分类器,每个像素属于类 j 的概率作为每个像素的模糊测度。为了减小不可信信息的影响,提高可靠信息的权重,对第 i 个模糊集进行如下的系数加权:

$$q_i = \frac{\sum_{k=1, k \neq i}^p H_{\alpha}(\pi_k)}{(p-1) \sum_{k=1}^p H_{\alpha}(\pi_k)}, \sum_{i=1}^p q_i = 1. \quad (11)$$

式中 $\alpha = 0.5$, $H_{\alpha}(\pi_k)$ 是数据源 k 的模糊测度。如果一个数据源具有较低的模糊度, q_i 趋向于 1,说明该数据源具有更高的可靠性,赋予更高的权重。否则, q_i 趋向于 0,说明该数据源可靠性差,赋予较低的权重。也就是说,一个数据源的模糊测度 $H_{\alpha}(\pi_k)$ 决定了该数据源信息的可靠程度,并据此为数据源赋予不同的权重,最后对赋予权重后的结果作比较,选择合理的类别。

另外,可以根据先验知识为每个分类器定义一个全局的可信度函数。即对于分类器 i ,它得到的属于类 j 的可信度可描述为 f_i^j 。 f_i^j 是一个离散值,如果分类器 i 的结果比较满意, $f_i^j = 1$,否则 $f_i^j = 0$ 。则最终的融合操作算子为

$$u_j^i(x_g) = \max\{\min[q_i u_j^i(x_g), f_i^j(x_g)], i \in [1, p]\}. \quad (12)$$

在融合之前,对每个模糊集进行标准化,方法为:对于所有的 $\pi_i(x_g) = \{u_i^j(x_g), j = 1, \dots, C\}$, 计算 $M_1 = \max_{j, x_g} [u_i^j(x_g)]$, $m_2 = \min_{j, x_g} [u_i^j(x_g)]$ 。对于任意 $u_i^j(x_g)$, 进行标准化后的公式为

$$* u_i^j(x_g) = \frac{u_i^j(x_g) - m_2}{M_1 - m_2}. \quad (13)$$

$$g_{\alpha}(x_g) =$$

$$\max \left\{ \min q_{\alpha} \left[-\frac{1}{2} \ln \left| \sum_{\alpha} \left| -\frac{1}{2} (x_g)^t \times \sum_{\alpha}^{-1} (x_g) - \sum_{\partial_g} \beta [1 - \delta(w_c, w_{\partial_g})] \right| \right], f_{\alpha}(x_g) \right\}, i = 1, 2, \dots, C. \quad (14)$$

上式通过模糊融合算子结合 MAP 准则,融合了 HMT 模型的持续性和 MRF 模型的聚集性。加权系数 q_i 体现 HMT 和 MRF 分割结果的可靠性。利用 q_i 分别对 HMT 和 MRF 的分割模糊隶属度进行加权,同时使用一个全局可靠性函数 $f_{\alpha}(x_g)$ 去除不可靠信息,实现了对 HMT 模型的持续性和 MRF 模型的聚集性的融合,提高分割准确性。

本算法步骤为:

- 1) 用 HMT 训练样本,求得待分图像 Contourlet 系数的 HMT 各个参数;
- 2) 对最粗尺度进行粗分割;
- 3) 在粗尺度上建立高斯混合模型,用 EM 算法估计 MRF 场参数,得到场分割结果;
- 4) 在粗尺度上建立模糊融合模型,融合 HMT 和 MRF 分割结果,即融合 Contourlet 变换的聚集性和持续性;

把(7)式代入(3)式,根据模糊融合算子,即(12)式,结合最大后验概率(MAP)原则,得到基于模糊逻辑的 HMT-MRF 融合模型的最终 SAR 图像分割公式为

(5) 分割下一尺度,继续步骤(3),(4)直到最细尺度;

(6) 对各个尺度得分割结果进行多尺度融合,得到最终的分割结果。

3 仿真结果及分析

在进行 Contourlet 变换时,采用“9-7”线性相位(LP)滤波器进行多尺度分解,采用“pkva”方向选择滤波器进行方向分解。为验证本文算法的正确性和普适性,分别对 2 幅合成纹理图(加均值为 0,方差为 0.05 乘性斑点噪声)和 4 幅实测的 SAR 图像进行了分割。

首先在 2 幅合成纹理图像上进行仿真,测试本文算法。测试结果分别与小波域上的 HMT-MRF 模型分解结果相比较,结果分别如图 4 的 Case1 和 Case 2 所示。从 Case1 可以看出,在对圆形进行分

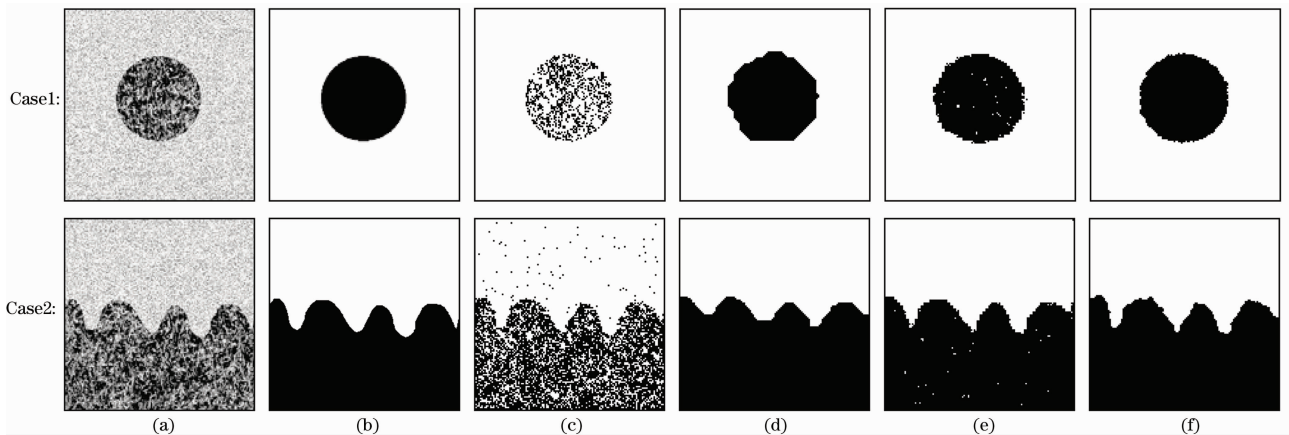


图 4 合成纹理分割结果。(a) 加乘性噪声的合成纹理图;(b) 手工分割图;(c) Contourlet 域 MRF 分割;(d) 小波域 HMT-MRF 分割;(e) Contourlet 域 HMT 分割;(f) 本文算法分割

Fig. 4 Segmentation results of synthetic texture images. (a) synthetic texture image corrupted by multiplicative speckle noise; (b) manual segmentation; (c) MRF segmentation in Contourlet domain; (d) HMT-HMF segmentation in wavelet domain; (e) HMT segmentation in Contourlet domain; (f) segmentation by proposed method

割时,两种方法[如 Case1(d)和(f)] 都很好地分割出了圆形,但小波的方法并不能很好的描述轮廓,而 Cotourlet 方法得到结果的边缘更平滑,更接近于真实形状。Case2 中,小波的方法[如 Case2(d)]对有些尖峰根本没有分割出来,直接切掉了。这是由于二维小波是由一维小波变换的张量积,只具有有限个方向,不能“最优”表示含线或者含面奇异的二维图像,而 Contourlet 方法[见 Case2(f)]描述的尖峰更准确,图 5(c)与(e)也得到与上同样的结论。

下面给出错分概率作为客观评价标准,错分概率定义为分割结果中错分像素点数总和与类内像素点总数的比值。两幅合成纹理图像分割的评价见表 1。合成纹理图像的分割只能说明算法的有效性,不能说明其泛化能力。图 5 采用了 JLP 实验室的 SAR 图像进行实验。

图 5:Case1 是 L 波段,HH 极化的机载 SAR 图像,大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$,视数 $N_{\text{ENL}} = 1.4815$ 。从原图像[如图 5:Case1(a)]中可以看出,在陆地部分,有些区域的统计特性和海洋的相同,所以仅仅考虑邻域信息的 Contourlet 域聚集性的 MRF 方法[如图 5:Case1(b)]只在空域上进行,而无法考虑到全局性,虽然利用局部相关性较好地抑制了噪声,图像中的颗粒状错分点明显减少,但由于纹理的相似性引起的误分现象非常明显,大陆较黑的部分被误认为湖泊。而仅仅考虑父子相关性的多尺度 Contourlet 域的 HMT 方法[如图 5:Case1(d)],其中大面积的分割结果是正确的,但是由于噪声的影响,在结果中出现了颗粒状的错分点。这是由于上下文模型的分割方法只注意到了全局性而没

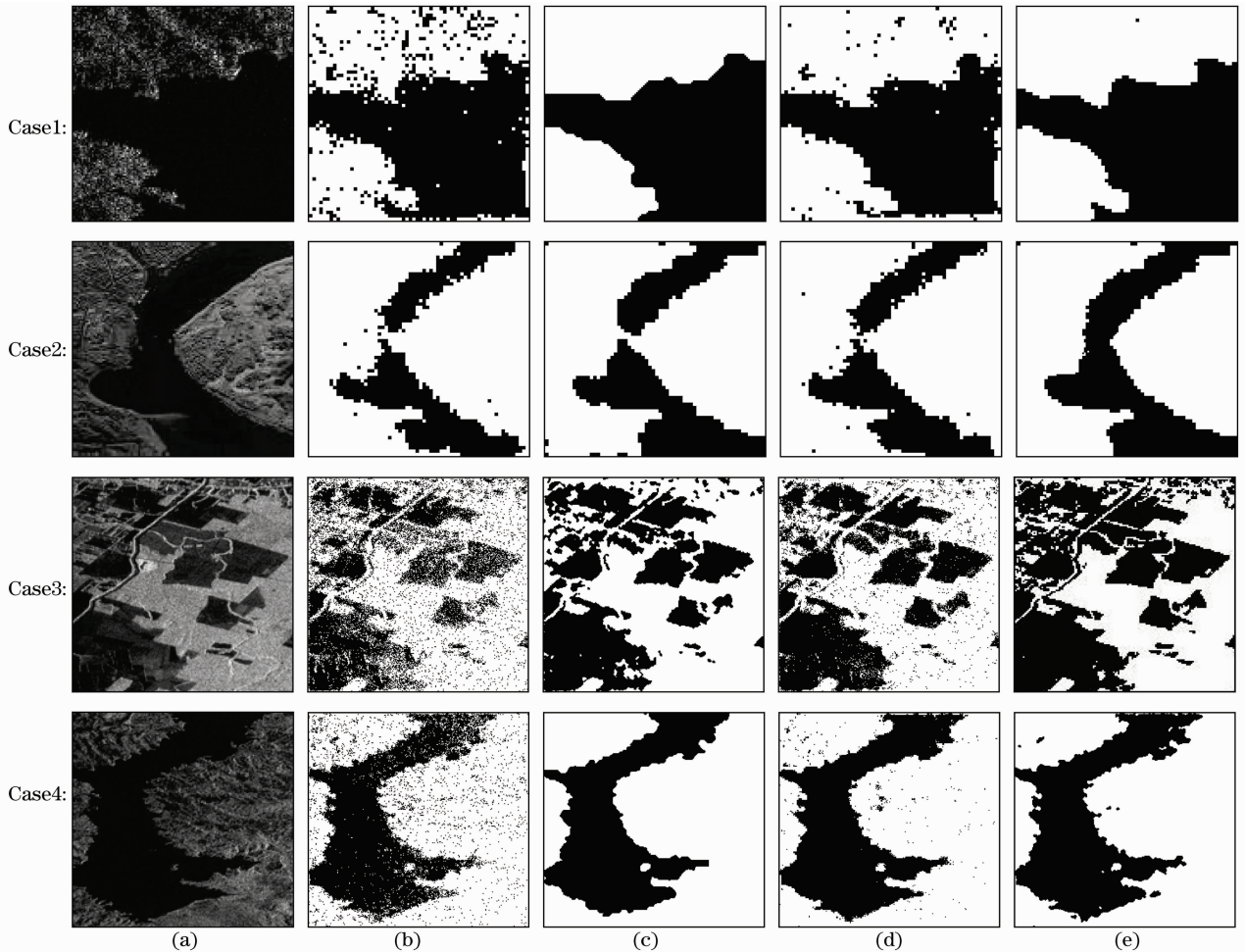


图 5 SAR 图像分割结果:(a)原图像;(b) Contourlet 域 MRF 分割;(c) 小波域 HMT-MRF 分割;
(d) Contourlet 域 HMT 分割;(e) 本文算法分割

Fig. 5 Segmentation results of real SAR image: (a) original image; (b) MRF segmentation in Contourlet domain; (c) HMT-HMF segmentation in wavelet domain; (d) HMT segmentation in Contourlet domain; (e) segmenlation by the proposed method

表 1 两幅合成纹理图像分割结果的错分率评价

Table 1 Segmentation misclassification ratios of different algorithms for two synthetic texture images

Images	Case1	Case2
MRF in Contourlet domain	0.1072	0.1874
HMT in Contourlet domain	0.0189	0.0310
HMT-MRF in wavelet domain	0.0174	0.0300
HMT-MRF in Contourlet domain	0.0113	0.0210

有利用局部相关性,无法抑制噪声的影响。综上所述,基于模糊逻辑融和规则下,既考虑 Contourlet 域聚集性又考虑 Contourlet 域持续性的本文算法能有效抑制颗粒状错分点,细节部分较少的受到噪声点的影响,并减少了误分,更准确的描述了边缘的轮廓[如图 5:Case1(e)]。图 5:Case2 是 Ku 波段的机载 SAR 图像,HH 极化,大小 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$, $N_{\text{ENL}}=3.2203$;图 5:Case3 是 L 波段的机载 SAR 图像,HH 极化,大小 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, $N_{\text{ENL}}=2.8406$;图 5:Case4 是 L 波段的机载 SAR 图像,HH 极化,大小 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, $N_{\text{ENL}}=1.6783$;同样的结果也在 Case2, Case3 和 Case4 中得到,大量的仿真验证了本文算法的有效性。

4 结 论

Contourlet 变换比小波变换具有更强的方向性和对图像的稀疏表达,能够更有效地捕获图像的结构特征和边缘信息。本文藉此提出了一种基于 Contourlet 域持续性和聚集性的 SAR 图像模糊融合分割算法,该算法首先将 MRF 推广到 Contourlet 域,并通过 HMT 和 MRF 来分别刻画 Contourlet 子带的持续性和聚集性,然后引入模糊逻辑有效建立 Contourlet 域 HMT-MRF 融合新模型,在 Gibbs 方程中采用可变局部平滑度来提高估计的准确性,基于以上导出新模型下的 MAP 分割公式。仿真结果表明,将本文算法应用于自然纹理图像和实测 SAR 图像的分割,均得到了较好的分割效果,分割精度得到了有效的提高。

参 考 文 献

- 1 B. Dalila, P. Wojciech. Unsupervised statistical segmentation of nonstationary images using triplet Markov fields[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, 2007, **29**(8): 1367~1378
- 2 Wu Yan, Wang Xia, Liao Guisheng. SAR Images Despeckling Via Bayesian Fuzzy Shrinkage Based on Stationary Wavelet

- Transform[M] // *Wavelet Analysis and Application*. Basel: Birkhauser, 2007, 407~417
- 3 Wu Yan, Wang Xia, Liao Guisheng. SAR images despeckling based on wavelet and hidden Markov mixture model[J]. *Chin. J. Radio Sci.*, 2007, **22**(2): 244~250
吴 艳,王 霞,廖桂生. 基于小波域隐马尔可夫混合模型的 SAR 图像降斑算法[J]. *电波科学学报*, 2007, **22**(2): 244~250
- 4 V. Venkatachalam, H. Choi. Multiscale SAR image segmentation using wavelet-domain hidden Markov tree model [C]. *SPIE*, 1998, **3497**: 141~151
- 5 H. Choi, R. G. Baraniuk. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2001, **10**(9): 1309~1321
- 6 M. N. Do., M. Vetterli. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2005, **14**(12): 2091~2106
- 7 Duncan D. Y. Po, M. N. Do. Directional multiscale modeling of images using the Contourlet transform[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2006, **15**(6): 1610~1620
- 8 A. L. da., J. Zhou Cunha, M. N. Do.. The nonsubsampled Contourlet transform: theory, design and application[J]. *IEEE Tans. Image Process.*, 2006, **15**(10): 3089~3101
- 9 Sha Yuheng, Jiao Licheng. Unsupervised image segmentation using Contourlet domain hidden Markov tree model[C]. *ICIAR*, 2005, LNCS3656: 32~39
- 10 L. Lin, L. Zhu, F. Yang *et al.*. A novel pixon-representation for image segmentation based on Markov random field[J]. *Image Vision Comput.*, 2008, **26**(11): 1507~1514
- 11 S. Derrodea, G. Mercierb. Unsupervised multiscale oil slicksegmentation from SAR images using a vector HMC model [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(3): 1135~1147
- 12 Kyungsuk Pyun, Johan Lim, Chee Sun Won *et al.*. Image segmentation using hidden Markov Gauss mixture models[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, 2007, **16**(7): 1902~1911
- 13 S. Huang M. Ahmadi, M. A. Sid-Ahmed. A hidden Markov model-based character extraction method [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(9): 2890~2900
- 14 Yang Fan, Zhao Ruizhen, Hu Shaohai. Adaptive algorithm for image denoising based on correlation properties of Contourlet coefficients[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(2): 357~361
杨 帆,赵瑞珍,胡绍海. 基于 Contourlet 系数相关特性的自适应图像去噪算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(2): 357~361
- 15 Feng Peng, Wei Biao, Pan Yingjun *et al.*. Analysis of frequency aliasing of Contourlet transform based on Laplace pyramidal transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(11): 2090~2096
冯 鹏,魏 彪,潘英俊等. 基于拉普拉斯塔型变换的 Contourlet 变换频谱混叠特性分析[J]. *光学学报*, 2008, **28**(11): 2090~2096
- 16 S. Crouse, Matthew. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. *IEEE Trans. Signal Process.*, 1998, **46**(4): 886~902
- 17 C. A. Bouman, M. Shapiro. Multiscale random field model for Bayesian image segmentation[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 1994, **3**(2): 162~177
- 18 N. R. Pal, J. C. Bezdek. Measuring fuzzy uncertainty [J]. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 1994, **2**(2): 107~118
- 19 Fauvel Mathieu, Chanussot Jocelyn. Decision fusion for the classification of urban remote sensing images[J]. *IEEE Trans. Geoscience Remote Sens.*, 2006, **44**(10): 2828~2838