

SAR 图像的自动分割方法研究

李 映 史勤峰 张艳宁 赵荣椿
(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

摘 要 由于存在相干斑噪声的影响,给 SAR 图像分割造成很大的困难,该文提出了一种 SAR 图像的自动分割方法。首先在特征提取阶段,通过计算小波能量提取纹理信息,用邻域统计量提取灰度信息,用保边缘平均灰度提取边缘信息,以确保边缘准确。然后提出一种改进的完全无监督的聚类算法进行图像分割,该算法可以自动确定分割的类型数目。由于该方法充分考虑了 SAR 图像的纹理、灰度和边缘信息,因而极大地提高了其最终分割性能。实验结果证明了该方法的有效性。

关键词 SAR 图像, 特征提取, 无监督聚类, 分割

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)05-0932-04

Automatic Segmentation for Synthetic Aperture Radar Images

Li Ying Shi Qing-feng Zhang Yan-ning Zhao Rong-chun
(School of Computer, Northwest Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract The multiplicative nature of the speckle noise in SAR images is a big problem in SAR image segmentation. A novel method for automatic segmentation of SAR images is proposed. The wavelet energy is used to extract texture features, the regional statistics is used to extract gray-level features and the edge preserving mean of gray-level features is used to ensure the accuracy of classification of pixels near to the edge. Three representative kinds of features of SAR image are extracted, so the segmentation performance is enhanced. Besides, an improved unsupervised clustering algorithm is proposed for image segmentation, which can determine the number of classes automatically. Segmentation results on real SAR image demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words SAR image, Feature extraction, Unsupervised clustering, Segmentation

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有高分辨率、全天候、强透射等优点,其图像的应用研究已成为该领域的研究热点,对SAR图像的分割则是该应用领域的一个重要方面。但由于SAR是一种相干成像系统,因此SAR图像要受其固有的相干斑噪声的严重影响。这种噪声的存在降低了SAR图像的质量,使其分割工作变得更为困难^[1,2]。

含相干斑噪声的 SAR 图像主要包含以下 3 种信息:灰度信息、边缘信息和纹理信息。SAR 图像的散射特性和相干斑噪声造成了混淆现象,使不同地物可能有相同或相似的灰度,导致仅依靠灰度特征是很难实现对 SAR 图像的正确分割。而现有的相干斑噪声抑制方法对 SAR 图像去噪,图像灰度分辨率得到了显著的改善,但纹理信息受到了很大损失。同时由于相干斑噪声的存在,使传统的边缘定位也不可能十分准确,影响了分割边缘区域的准确度。所以,研究直接针对含有相干斑噪声的 SAR 图像的分割算法就显得尤为必要。

本文兼顾灰度,纹理和边缘 3 方面特征,提出了一种新的 SAR 图像分割方法。该方法通过计算小波能量提取纹理

信息,利用邻域统计量提取灰度信息,并用保边缘平均灰度提取边缘信息。由于充分考虑了 SAR 图像的信息,因而极大地提高了其最终分割性能。然后提出一种改进的完全无监督聚类算法进行图像分割,该算法可以自动确定分割的类型数目。

2 特征提取

2.1 纹理特征

SAR 图像中包含着较丰富的纹理信息,纹理是图像各级区域内的信息,由于 SAR 图像上受噪声影响的均质区,在纹理测度图像上一般对应于灰度同一的区域,所以在图像分割时引入纹理信息会有较高的分割精度。

人类视觉系统是以多尺度的方法来处理图像的;小波具有良好的时频局部特征、尺度变化特征和方向特征,在图像处理、计算机视觉、纹理分析等方面取得了良好的应用^[3,4]。本文采用小波能量计算SAR图像纹理特征。在本文中,对原始SAR图像每个像素的 $N \times N$ 邻域进行小波变换,得到 4 个小波子图像(如图 1 所示),分别是一次小波分解所得的 3 个高频图像、1 个低频图像。对每个子图像一并计算小波能量,所采用的计算公式如下:

$$e = \frac{1}{N \times N} \sum_{x,y=0}^{N \times N - 1} |s(x,y)|^2 \quad (1)$$

$s(x,y)$ 为子图像系数, $N \times N$ 代表子图像的大小。考虑到 Daubechies 小波的高纹理性能及其正交性、紧支性和低复杂性, 这里选用 Daubechies3 小波。

2.2 灰度特征

由于 SAR 图像受相干斑噪声的影响较大, 为了尽量减少这种噪声影响, 我们利用邻域统计量提取灰度信息, 即计算某一像素点周围 $N \times N$ 邻域的灰度均值和方差并以此作为其灰度特征。

2.3 边缘特征

传统的基于邻域灰度的分割方法对于接近边缘的像素点分类效果不好, 这是因为接近边缘的像素的邻域包括了多个区域的像素。考虑到不同区域之间的平均灰度相差较大, 而同一区域中的灰度相近, 我们这里定义保边缘平均灰度作为边缘特征, 以确保接近边缘区域分割的准确性。

如图 2 所示, 像素灰度值为 x , 其邻域 G_i , 分为 8 个子区域 S_k , 设其 $N \times N$ 邻域灰度值均为 a_i , 其每个子区域灰度均值为 $t_k (k=0,1,2,3,4,5,6,7)$, 8 个子区域按灰度均值可分为 H_i 和 L_i 两个集群, 且 $H_i = \{S_k : t_k \geq a_i, S_k \in G_i\}$, $L_i = \{S_k : t_k < a_i, S_k \in G_i\}$ 。其中心分别为 g_h 和 g_l , 则像素的保边缘平均灰度 e_i 定义为

$$e_i = \begin{cases} g_h, & \text{abs}(g_h - x) < \text{abs}(g_l - x) \\ g_l, & \text{abs}(g_h - x) \geq \text{abs}(g_l - x) \end{cases} \quad (2)$$

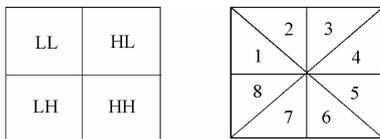


图 1 小波变换子图像 图 2 像素 8 个子邻域

3 基于聚类的图像分割算法

图像分割算法分为无监督分割和有监督分割两类。有监督的分割算法一般可以获得较好的分割结果, 但是需要预先的训练数据, 缺乏实时性。无监督分割算法中有许多采用聚类的方法, 其中模糊C均值算法(FCM)^[5]是一种比较常用的聚类方法, 但是在应用FCM算法时, 需要已知分割的类别数, 且初始聚类中心的选取对聚类的结果有一定的影响。这里我们采用一种可以自动地对已知的数据聚类, 而无需有关数据结构的任何先验假设的聚类算法^[6], 其主要思想是关系度大的数据具有相似的特性, 可以把这些数据划分为一类。算法的具体步骤如下:

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是包含 n 个数据向量的集合, 第 i 个数据向量表示为 $x_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(p)\}$, 则

(1) 定义 n 个向量 $v_i (i=1,2,\dots,n)$, 令 $v_i = x_i$, 即 x_i 是 v_i 的初值。

(2) 计算参考向量 v_i 与比较向量 v_j 之间的关系度:

$$r_{ij} = \exp\left(-\frac{\|v_i - v_j\|^2}{2\sigma^2}\right), i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,n \quad (3)$$

其中 $\|v_i - v_j\|$ 表示 v_i 和 v_j 之间的欧氏距离, σ 是高斯函数的方差。

(3) 改变 v_i 与 v_j 之间的关系度, 使

$$r_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{若 } r_{ij} < \xi \\ r_{ij}, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中 ξ 是一个小的正实数。

(4) 由下式计算 $w_i = \{w_i(1), w_i(2), \dots, w_i(p)\}$

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n r_{ij} v_j}{\sum_{i=1}^n r_{ij}}, i=1,2,\dots,n \quad (5)$$

(5) 若所有向量 w_i 和 $v_i (i=1,2,\dots,n)$ 相同, 则转到(6), 否则令 $v_i = w_i$ 返回(2)。

(6) 基于最终结果 $v_i, i=1,2,\dots,n$, 可以确定聚类的数目等于收敛向量的数目, 具有相同收敛向量的原始数据被划分为同一类, 并且收敛向量是聚类的中心。

从上可以看出, 这种聚类算法每次迭代时都需要计算一个 $n^2 \times n^2$ 的关系度矩阵, 当聚类的数据数目比较小(即 n 较小时), 占用的内存和运行时间都不存在困难。但用于图像分割时, 需要对所有的像素点进行聚类, 这时算法需要占用的存储量非常大, 往往超出物理内存的大小, 导致计算无法进行。因此我们对这种算法加以改进。从公式(5)可以看到, 计算每个 w_i 时, 只与相应的 r_{ij} 有关。因此改进后的算法在每次迭代时并不计算 $n^2 \times n^2$ 的关系度矩阵, 而只是计算其中第 i 个行向量, 即在上面步骤(2)~(5)中不是对每个参考向量都进行运算, 而只是针对第 i 个参考向量进行。这样改进后的算法所占用的内存和运行时间都得到了很大程度的改善。下面, 我们通过一个例子来验证这一点。图 3(a)是包含了形状和规模各异的 3 种类型的人工合成数据点, 图 3(b)、图 3(c) 和图 3(d)分别显示了用改进前后的聚类方法和 FCM 算法得到

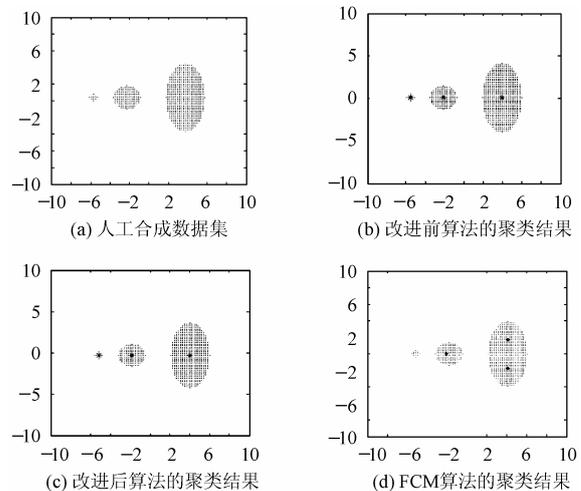


图 3 人工合成数据及各种聚类结果

的聚类结果。由图可见,改进前后的聚类算法都可以把所有数据点正确分类,而FCM算法把许多点都错分了,这是因为FCM算法找到的聚类中心不合理的缘故(图中*点表示聚类中心的位置)。表1则显示了改进前后的聚类算法对不同尺寸图像(特征维数为7)的运行时间的比较,从中可以看出随着数据量的增加,改进后的聚类算法比改进前算法的运算时间大为减小。

表1 改进前后的聚类算法运行时间的比较

图像大小	运行时间(s)	
	改进前的聚类算法	改进后的聚类算法
40×40	24.47	11.45
50×50	39.91	28.37
60×60	75.16	53.84
70×70	194.66	120.75
80×80	401.76	221.41
90×90	/	420.67

注:“/”表示内存不足

4 实验结果

下面为利用本文提出的分割算法获得的实验结果,并与其它一些相关算法进行了比较。图4(a)为原始的SAR图像。

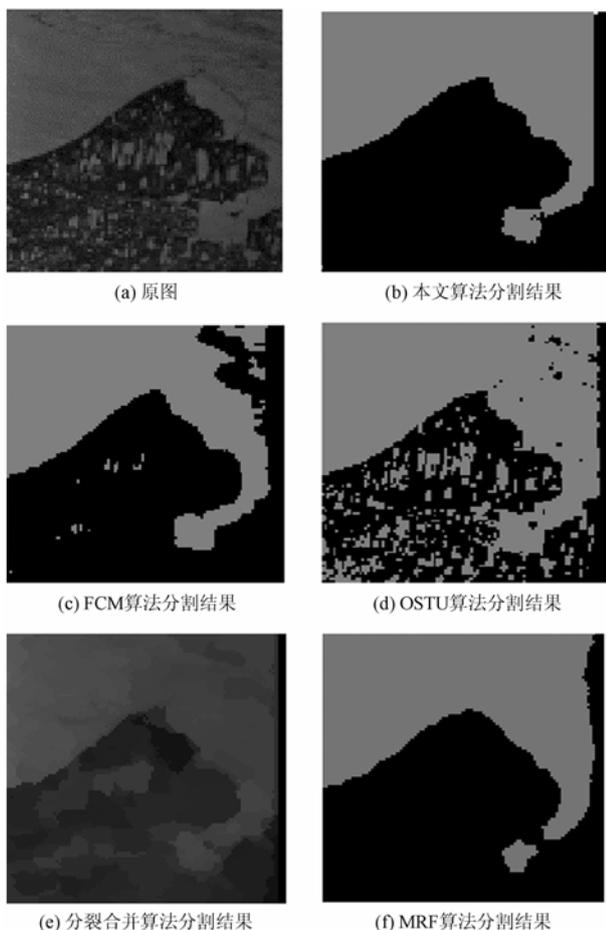


图4 对SAR图像分割的效果对比

首先进行特征提取,对于图像中的每一个像素点,都存在一个 $N \times N$ (这里 $N=7$)的邻域,并对应于一个 \mathbf{x} 向量,按照所提取的特征数目,令 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_7)$ 。其中 $x_1 \sim x_4$ 分别对应于 $N \times N$ 邻域小波变换后LL, LH, HL, HH(如图1所示)子图像的小波能量。 x_5 为 $N \times N$ 邻域的均值。 x_6 为 $N \times N$ 邻域的方差。 x_7 为保边缘平均灰度。图像边缘处的像素点的 $N \times N$ 的邻域如果超出图像范围,就用均值代替超出部分的灰度。图4(b)为对所提取的特征利用改进后的聚类算法获得的分割结果,其中参数的选取为 $\sigma=0.2$, $\xi=0.01$ 。图4(c)为利用FCM获得的结果。图4(d)为直接利用OSTU阈值方法获得的分割结果。图4(e)为直接利用区域分裂合并方法获得的分割结果。图4(f)为直接利用马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)方法^[7]获得的分割结果。由图可见,基于本文提出的分割算法较其它方法的分割效果都好。

需要指出的是,基于聚类的分割算法中,高斯函数的方差值 σ 对分割结果的影响最大。由上一节的聚类算法可以看出,方差 σ 决定了样本之间的关系度的大小,也就是相似程度(σ 越大,样本间的关系度越小,即相似程度越小;反之,样本间的关系度越大,即相似程度越大),从而影响到分割的类型数目和各类的样本数目。另外,由于不同图像的灰度分布不同,同一 σ 值对不同的图像得到的分割结果好坏可能相

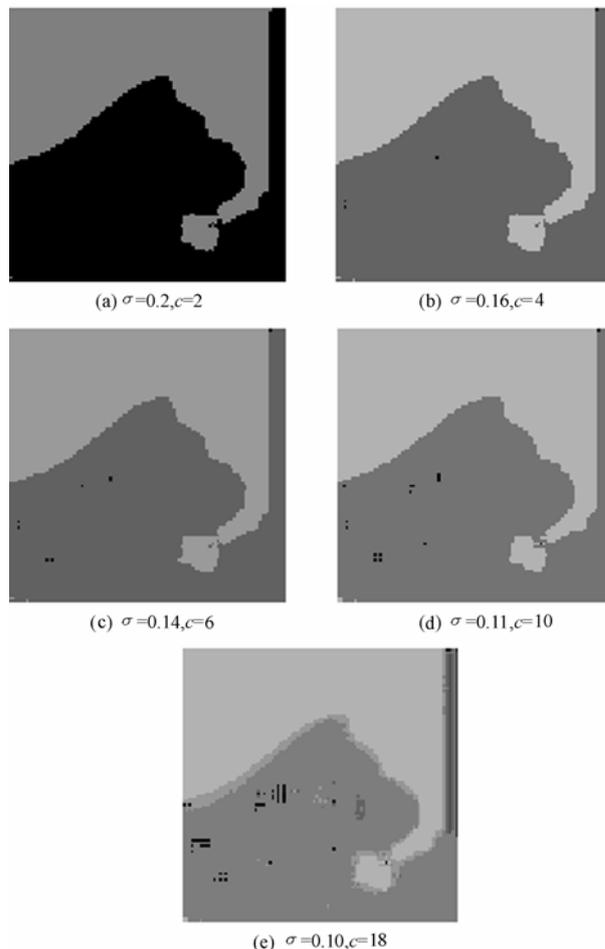


图5 不同的方差值 σ 对分割结果的影响

差很远。因此,方差值 σ 的选取对分割性能十分关键,如何选取 σ 值的问题,有待进一步研究。图 5 给出了对应于图 4(a) 的原始 SAR 图像,改进后的聚类算法在不同的方差参数情况下的分割结果,其中自动确定的分割类型数目用 c 表示。

5 结束语

基于有效的特征提取和聚类算法,本文提出一种 SAR 图像的自动分割方法。在特征提取阶段,利用和构造了纹理、灰度和边缘 3 方面的特征信息测度。由于充分考虑了 SAR 图像的信息,因而极大地提高了其最终分割性能。然后对所提取的特征基于一种改进的完全无监督的聚类算法进行图像分割,该算法具有自动确定分割类型数目的能力。对实际 SAR 图像的分割实验有效地验证了该方法的有效性。构造更好的特征信息测度,以及如何选择聚类算法中高斯函数的参数,将是进一步研究的工作。

参 考 文 献

- [1] Oliver C. Understanding Synthetic Aperture Radar Image. Boston London: Arrech House, 1998: 88-204.
 - [2] 侯彪,刘芳,焦李成. 基于小波变换的高分辨 SAR 港口目标自动分割. 红外与毫米波学报, 2002, 21(5): 385-389.
 - [3] Daubechies I. The wavelet transform: time-frequency localization and signal analysis. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1990, 36(5): 961-1005.
 - [4] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 647-693.
 - [5] 章毓晋. 图像分割. 北京: 科学出版社, 2001 年, 第六章.
 - [6] Wong C C, Chen C C. A hybrid clustering and gradient descent approach for fuzzy modeling. *IEEE Trans. on SMC-Part B*, 1999, 29(6): 686-693.
 - [7] Dubes R C, et al.. MRF-based algorithms for image segmentation. Proceedings of 3rd ICIPIA, Warwick, UK, 1990: 808-814.
- 李 映: 女, 1969 年生, 博士后, 主要研究方向为模式识别和信号处理、计算智能与机器学习等.
- 史勤峰: 男, 1977 年生, 硕士生, 研究方向为图象处理、计算机视觉等.
- 张艳宁: 女, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事智能信号和图像处理、模式识别、数据挖掘等研究.
- 赵荣椿: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向包括信号与图像处理、计算机视觉等.