

基于上下文分析的无监督分层迭代算法用于 SAR 图像分割

余航¹ 焦李成¹ 刘芳¹

摘 要 基于聚类的分割算法能够有效地分析目标特征在特征域的分布结构, 进而准确判断目标的所属类别, 但难以利用图像的空间和边缘信息, 而基于区域增长的分割算法能够在空间域利用多种图像信息计算目标之间的相似性, 但缺乏对特征结构本身的深层挖掘, 容易出现欠分割或过分割的结果. 本文结合这两种算法各自的优势, 针对合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像的特点, 提出了一种基于上下文分析的无监督分层迭代算法. 该算法使用过分割区域作为操作单元, 以提高分割速度, 降低 SAR 图像相干斑噪声的影响. 在合并过分割区域时, 该算法采用了分层迭代的策略: 首先, 设计了一种改进的模糊 C 均值聚类算法, 对过分割区域的外观特征进行聚类分析, 获得其类别标记, 该类别标记包含了特征的分布结构信息. 然后, 利用多种 SAR 图像特征对同类区域的空域上下文进行分析, 使用区域迭代增长算法对全局范围内的相似区域进行合并, 直到不存在满足合并条件的过分割区域对为止, 再重新执行聚类算法. 这两种子算法分层交替迭代, 扬长避短, 实现了一种有效的方法来组织和利用多种信息对 SAR 图像进行分割. 对模拟和真实 SAR 图像的实验表明, 本文提出的算法能够在区域一致性和细节保留之间做到很好的平衡, 准确地分割出各类目标区域, 对相干斑噪声具有很强的鲁棒性.

关键词 图像分割, 聚类算法, 区域迭代增长, 特征提取, 相似度度量, 合成孔径雷达图像

引用格式 余航, 焦李成, 刘芳. 基于上下文分析的无监督分层迭代算法用于 SAR 图像分割. 自动化学报, 2014, 40(1): 100–116

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00100

Context Based Unsupervised Hierarchical Iterative Algorithm for SAR Segmentation

YU Hang¹ JIAO Li-Cheng¹ LIU Fang¹

Abstract Cluster based segmentation algorithms can effectively capture the structure of features so as to accurately determine the classes of objects, but they are difficult to make use of spatial information and edges in images. Region growing based segmentation algorithms can adopt different kinds of features to compute the similarity between objects, but they lack the analysis of features' structure and often result in under-segmentation or over-segmentation. This paper combines the advantages of the two kinds of segmentation algorithms, and proposes a context based unsupervised hierarchical iterative algorithm for synthetic aperture radar (SAR) image segmentation. This algorithm adopts over-segmented regions as operation elements to improve computation speed and reduce the influence of speckle noise. While merging the over-segmented regions, this algorithm chooses a hierarchical iterative strategy: a modified fuzzy C-means algorithm is first designed to analyze the appearance-based features of over-segmented regions, and then a region iterative growing scheme is used to merge the similar regions based on contextual analysis in space domain. After that, a new loop of these two iterative sub-algorithms begins, which is a hierarchical process and realizes a natural and effective way to use different kinds of information to segment SAR images. Experiments on synthetic and real SAR images indicate that the proposed algorithm can obtain excellent segmentation results and make a good balance between region consistency and preserving (SAR) image details.

Key words Image segmentation, cluster algorithm, region iterative merging, feature extraction, similarity measures, synthetic aperture radar (SAR) image

Citation Yu Hang, Jiao Li-Cheng, Liu Fang. Context based unsupervised hierarchical iterative algorithm for SAR segmentation. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(1): 100–116

收稿日期 2012-11-26 录用日期 2013-05-13

Manuscript received November 26, 2012; accepted May 13, 2013
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2013CB329402), 国家自然科学基金 (61072106, 61173092, 61271302, 61272282, 61001206, 61202176, 61271298), 国家教育部博士点基金 (20100203120005), 教育部长江学者和创新团队支持计划 (IRT1170) 资助

Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2013CB329402), National Natural Science Foundation of China (61072106, 61173092, 61271302, 61272282, 61001206, 61202176, 61271298), National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China

合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 是一种工作在微波波段的相干成像雷达. 它以

(20100203120005), and the Program for Cheung Kong Scholars and Innovative Research Team in University (IRT1170)

本文责任编辑 章毓晋

Recommended by Associate Editor ZHANG Yu-Jin

1. 西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071

1. Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071

其全天候、全天时、高分辨率、大面积的数据获取能力成为当前遥感观测的重要手段,在资源、环境、考古以及军事等方面得到广泛的应用.随着 SAR 图像的大量获取,传统的人工 SAR 图像判读已经远远不能满足实际的需要,智能的图像理解与解译技术成为当今的研究热点.作为图像理解与解译的关键性工作,图像分割是将一幅输入图像按照不同的属性和内容,划分为互不相交的若干个区域的技术.对一幅 SAR 图像有效而精确地分割,不仅能够提高进一步对图像理解的准确度,而且能够显著地降低算法的运算复杂度.

相比于自然图像, SAR 图像具有其自身的特点,并给图像分割工作带来了更大的挑战,这主要表现在以下 4 个方面:

1) SAR 图像具有许多相干斑噪声. SAR 图像源于地面目标对雷达发射电磁波的后向散射,相干成像固有的机理使 SAR 图像存在无法消除的相干斑噪声.相干斑噪声会导致每个像素的灰度值发生随机的变化,这往往使基于像素的分割算法难以奏效.

2) SAR 图像数据变化复杂. SAR 图像属于对地观测图像,即使在同一场景中, SAR 图像上的目标也往往变化很大,多种尺度的目标同时存在于一幅 SAR 图像中.例如,从一棵孤立的树到一片森林,从一条河流到一片海域,从一幢建筑到一片城镇等.这使得分割算法难以在区域一致性与细节保持之间做到很好的平衡.另一方面,地面目标的二重散射和多重散射使 SAR 图像局部区域的统计属性发生显著的变化,导致 SAR 图像中同类目标数据的非稳定性^[1].同类目标差异较大,异类目标非常接近,多尺度目标的同时存在,都显著地增加了 SAR 图像的分割难度.

3) 不同的 SAR 图像具有显著的区别. SAR 图像是由机载或者星载 SAR 产生的,不同的 SAR 具有不同的工作波段、极化方式、天线尺寸等参数,从而使其产生的图像(即使是同一场景)也存在显著的差异,这会严重限制基于训练学习的分割算法的应用范围.

4) SAR 图像包含非常丰富的信息,但没有一种信息能独立准确地描述 SAR 图像上的全部目标.首先,不同的地面目标含有其自身特有的几何结构、表面粗糙度和潮湿等级,这将在 SAR 图像上呈现出不同的灰度、纹理等外观信息.其次, SAR 图像上也含有丰富的边缘信息,例如自然场景中的河岸、人工场景中的道路等.再次, SAR 图像上的空间信息,如位置、方向等,也是十分明显的.但是这些信息都不能独立完备地描述 SAR 图像上的所有目标.例如,相干斑噪声往往使像素的灰度值随机的变化,不同

的目标区域往往有相似的纹理属性,大尺度的纹理和相干斑噪声往往产生很多虚警边缘.因此,如何将多种信息统一融合到一个分割算法框架中,使其能够准确充分地对 SAR 图像中的目标进行分辨,是 SAR 图像分割算法设计的关键和难点.

目前,已经有多种算法被应用于 SAR 图像分割,包括:阈值法^[2-4]、聚类算法^[5-6]、统计建模方法^[1,7-13]、人工智能方法^[14-19]、支撑矢量机^[20-21]、区域增长算法^[10,22-24]等.这些算法源于不同的机理,按照其所在的操作空间可以分为三大类:1) 基于特征域的分割算法,包括阈值法、聚类算法、人工智能方法和支撑矢量机,其主要机理是挖掘不同目标特征的分布结构,将相似的目标分为一类,将不相似的目标分为另一类,从而达到对 SAR 图像分割的目的.这类算法能够有效地分辨不同目标的外观差别,但先天的缺点是难以利用 SAR 图像的边缘信息和空间信息,当目标外观具有歧义时,这类算法的鲁棒性较差,分割质量会受到影响.2) 基于空间域的分割算法,包括区域增长算法,其主要机理是在图像空间利用多种信息对目标之间的相似性进行判断,将相似的目标进行合并,直到达到分割要求为止.这类算法能够很方便地利用多种信息对相似性进行计算,但因为缺乏对特征分布结构的有效分析,往往难以给出准确的合并条件,导致欠分割或过分割的结果.3) 基于特征域和空间域的分割算法,这包括统计建模方法和众多由前两类改进的算法.统计建模方法首先假设目标的特征分布模型和空间上下文关系模型,然后,采用加权的方法将这两部分组成能量函数,最后,通过迭代优化能量函数得到最终的分割结果.这种方法能够兼顾特征的分布结构和目标的空间上下文关系,有效地降低了噪声的影响,提高了算法的准确性和鲁棒性,但是因为特征分布模型和上下文模型均是事先选定的,模型的选择会对分割结果产生决定性的影响,同时,因为每一类目标是用相同参数的模型进行表示,对于非稳态的 SAR 图像数据来说,这往往是不准确的.近期, Zhang 等^[1]提出的三重马尔科夫场对这一问题进行了深入的研究.统计建模方法面临的另一问题是计算复杂度过高,分割速度较慢,这主要是由于每次迭代均需要计算每一个像素对应的能量函数. Yu 等^[10]提出的 IRGS (Iterative region growing using semantics) 利用过分割区域作为操作的基本单元,并在每一次迭代中间加入区域增长,逐代减少区域数量,显著地提高了算法的分割速度和精度.由第一类和第二类改进的算法主要是将空间约束条件加入到基于特征域的分割算法中,如基于空间信息的聚类算法^[25-27],空间信息的加入明显地提高了聚类算法的抗噪能力和分割精度;或在基于空间域的分割

算法中加上特征分析,如基于最小描述长度的区域合并算法^[24],这使得合并算法更加准确,避免过分割或欠分割的结果。

针对 SAR 图像的特点,本文提出了一种基于上下文分析的无监督分层迭代算法,其主要出发点是结合基于特征域分割算法与基于空间域分割算法各自的优势,取长补短,以达到对 SAR 图像最佳分割的目的。该算法使用过分割区域作为算法操作的基本单元,以提高算法的分割速度,降低 SAR 图像相干斑噪声的影响。在合并过分割区域时,该算法采用了分层迭代的策略:设计了一种改进的模糊 C 均值聚类算法,对区域的外观特征进行迭代优化,当得到聚类结果后,对同类区域的空间上下文进行分析,使用区域增长算法在全局范围内对相似的过分割区域进行合并,直到不存在满足合并条件的区域对为止,再重新进行聚类。这两个迭代子算法分层交替进行,既可以挖掘特征的分布结构信息,避免欠分割或过分割,又可以有效利用 SAR 图像的多种信息,提高算法对歧义目标的鲁棒性,从而实现了一种直接的、有效的方式来组织和使用 SAR 图像多种特征。在提取特征时,本文提取了灰度和多尺度纹理来描述 SAR 图像的外观属性,提取了多尺度的边缘特征,并将其与灰度和纹理结合在一起,用于判断相邻区域的相似性。基于上下文分析的无监督分层迭代算法的流程图如图 1 所示。对模拟和真实 SAR 图像的对比实验表明,本文所提算法能够准确地分割出各类目标区域,在区域一致性和细节保留之间做到很好的平衡,对 SAR 图像相干斑噪声具有很强的鲁棒性,在 5 个对比算法中取得了最高的分割准确率。

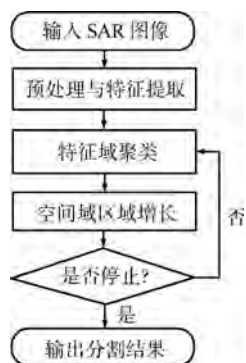


图 1 基于上下文分析的无监督分层迭代算法流程图

Fig.1 The flow chart of the proposed algorithm

1 预处理与 SAR 图像特征提取

1.1 预处理

SAR 图像含有的相干斑噪声使单个像素的灰度值难以准确测量,同时 SAR 图像尺寸通常巨大,往往使基于像素的分割算法运行速度缓慢。针对这

些问题,本文使用过分割区域作为算法操作的基本单元。目前有很多算法可以产生过分割区域,包括均值漂移算法^[28]、正交切算法^[29]、基于图的分割算法^[30]和分水岭算法^[31]。本文使用了一种水平集的方法(TurboPixels)^[32]将输入的 SAR 图像分割为 N_s 个过分割区域 $\{s_1, s_2, \dots, s_{N_s}\}$,在同一区域中的像素拥有相同的标记,在之后的操作中被当作整体来对待。图 2 显示了 5 个真实 SAR 图像过分割的结果,可以看到这些过分割区域能够很好地保留图像边缘,并且具有近似的大小和形状,非常适合于 SAR 图像的后处理。

1.2 SAR 图像特征提取

SAR 图像源于雷达电磁波的后向散射,其成像机理与基于光学系统的自然图像有本质的区别。本节针对 SAR 图像的特点,提取了灰度特征、多尺度的纹理特征和多尺度的边缘特征。

无论是机载 SAR,还是星载 SAR,所产生的 SAR 图像均属于对地观测图像,不同的地表目标含有不同的几何结构、表面粗糙度和潮湿等级,因此,便含有不同的后向散射回波,在 SAR 图像中表现出不同的灰度值。灰度表示 SAR 图像最小成像单元的微波散射特性。令 $\mathbf{X}^B = \{x_1^B, x_2^B, \dots, x_N^B\}$ 表示输入 SAR 图像的灰度值,其中, $x_i^B, i = 1, 2, \dots, N$, 是一个一维标量,表示像素 i 对应的灰度特征, N 表示输入 SAR 图像的像素数目。

纹理表示局部区域的明暗变化规律,是分辨 SAR 图像不同地表目标的一种重要工具,目前已经被广泛应用于 SAR 图像处理的各种问题中。许多学者从不同的角度出发,提出了多种特征来描述纹理,如灰度共生矩阵^[33]、小波变换^[34]、马尔科夫随机场^[35]等。Gabor 滤波器因其具有与人类视觉感受野相似的感知结构,并且含有最优的空间域和频率域联合定位能力,被广泛应用于图像的纹理表示^[33,35]。本文使用先前工作中的 Gabor filter bank^[36]来得到输入图像对应的多尺度、多方向 Gabor 纹理图像,其中,共含有 6 个方向: 0° 、 30° 、 60° 、 90° 、 120° 和 150° ,尺度根据输入图像自适应地确定。令 N_ω 和 N_θ 分别表示 Gabor 纹理图像的尺度数目和方向数目,则输入 SAR 图像的纹理特征表示为 $\mathbf{X}^T = \{\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_N^T\}$,其中 $\mathbf{x}_i^T = [h_{i,1}, h_{i,2}, \dots, h_{i,N_\omega N_\theta}]$, $i = 1, 2, \dots, N$, 是一个 $N_\omega N_\theta$ 维向量,表示像素 i 对应的多尺度、多方向纹理特征, $h_{i,j}, j = 1, 2, \dots, N_\omega N_\theta$ 表示像素 i 的第 j 维纹理特征值。

图 3(a) 显示了一幅真实的 SAR 图像,图 3(b)~3(e) 显示了其对应的不同尺度、各向同性

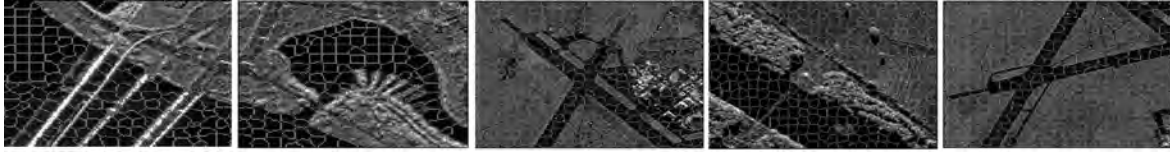


图 2 5 幅真实 SAR 图像与其过分割区域的叠加图像

Fig. 2 The over-segmented regions of five real SAR images overlapped the original images

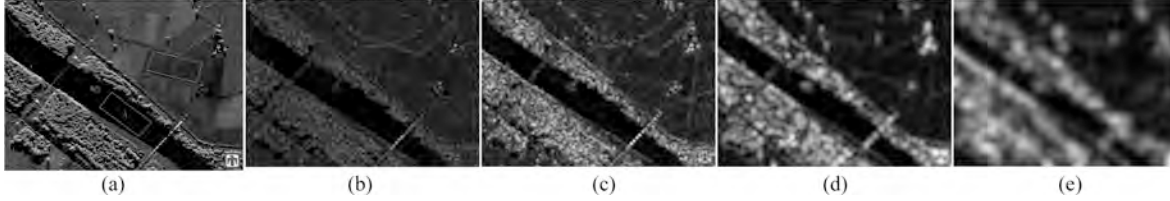


图 3 一幅真实的 SAR 图像及其不同尺度的纹理图像 ((a) 一幅真实的 Ku 波段 SAR 图像, 其中用实线边框标记了三类地面目标, 分别是: i) 河流区域、ii) 森林区域、iii) 农田区域; (b) ~ (e) 图 (a) 对应的不同尺度的 Gabor 纹理图像)

Fig. 3 A real SAR image and its texture images of four different scales ((a) A real Ku-SAR image where the three areas with border denote three kinds of terrain surfaces which are: i) river area, ii) forest area, and iii) farm area; (b) ~ (e) Four Gabor texture images with different scales for (a))

的 Gabor 纹理图像. 可以看到, 微波散射特性差异较大的目标, 灰度差异明显, 如农田与河流, 但有时不同的目标也具有相似的灰度, 如部分农田与森林, 或因相干斑噪声影响的目标像素, 这时纹理特征可以对其进行很好地分辨. 这也进一步说明, 纹理特征与灰度特征能够相互补充地分辨 SAR 图像的不同地面目标.

SAR 图像具有丰富的边缘信息, 如自然场景中的河岸、人工场景中的道路等. 这些边缘信息不仅可以帮助定位目标边界, 还可以帮助快速区分不同的地面目标. 因为 SAR 图像中的目标尺度变化较大, 并且含有相干斑噪声, 这使得传统的边缘提取算法往往失效. 针对以上问题, 本文使用先前工作中的多尺度 Prewitt 边缘检测方法^[36]来提取 SAR 图像的边缘特征, 其尺度与 Gabor filter bank 的尺度相同, 根据输入图像自适应确定. 令 N_λ 表示边缘特征的尺度数目, 则输入 SAR 图像对应的边缘特征为 $\mathbf{X}^E = \{\mathbf{x}_1^E, \mathbf{x}_2^E, \dots, \mathbf{x}_N^E\}$, 其中 $\mathbf{x}_i^E = [f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,N_\lambda}]$, $i = 1, 2, \dots, N$, 是一个 N_λ 维向量, 表示像素 i 对应的多尺度边缘特征, $f_{i,j}$, $j = 1, 2, \dots, N_\lambda$ 表示像素 i 的第 j 维边缘特征值. 图 4(a) ~ 4(d) 显示了图 3(a) 对应的多尺度边缘图像, 可以看到多尺度边缘图像能够有效地捕捉 SAR 图像中不同尺度的边缘信息.

在得到每个像素对应的特征后, 本文采用平均的策略来计算过分割区域的特征: 对灰度特征和纹理特征, 每个区域的特征等于其所含像素对应特征的均值; 对于边缘特征, 任意两个相邻区域之间的边缘特征等于其共有边界像素对应边缘特征的均值.

这种平均的策略可以有效地消除相干斑噪声的影响, 提高特征表示的准确度和鲁棒性. 令 s_i 和 s_j , $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots, N_s$ 表示两个相邻的过分割区域, 则过分割区域的灰度特征、纹理特征和边缘特征分别计算如下:

$$x_i^{sB} = \frac{\sum_{k \in s_i} x_k^B}{|s_i|}, x_i^{sT} = \frac{\sum_{k \in s_i} x_k^T}{|s_i|}, x_{i,j}^{sE} = \frac{\sum_{k \in B(s_i, s_j)} x_k^E}{|B(s_i, s_j)|} \quad (1)$$

其中, x_i^{sB} 表示过分割区域 s_i 的灰度特征, x_i^{sT} 表示过分割区域 s_i 的纹理特征, $x_{i,j}^{sE}$ 表示相邻过分割区域 s_i 和 s_j 的边缘特征, $B(s_i, s_j)$ 表示 s_i 和 s_j 共有边界像素的集合, $|\cdot|$ 计算集合所包含元素的个数.

2 基于特征域的迭代聚类算法

聚类作为一种重要的数据分析方法, 其任务是在没有任何训练样本的条件下, 仅通过分析挖掘样本在特征域的结构信息, 从而达到对数据最佳划分的目的. 目前, 聚类已经被广泛地应用于图像分割问题^[25-27]中. 对一幅输入图像进行分割时, 聚类算法包含两个基本步骤: 1) 提取每个图像基元 (样本) 的图像特征; 2) 对图像特征进行聚类. 在聚类结果中, 每个图像基元会得到一个对应的类别标记, 类别相同的图像基元组成一个分割区域, 从而达到对图像分割的目的. 图像特征的准确提取和聚类算法对特征分布的有效分析, 是聚类算法分割性能优劣的关键. 本节将上文提取的 SAR 图像特征引入到经典的模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 聚类算法中,

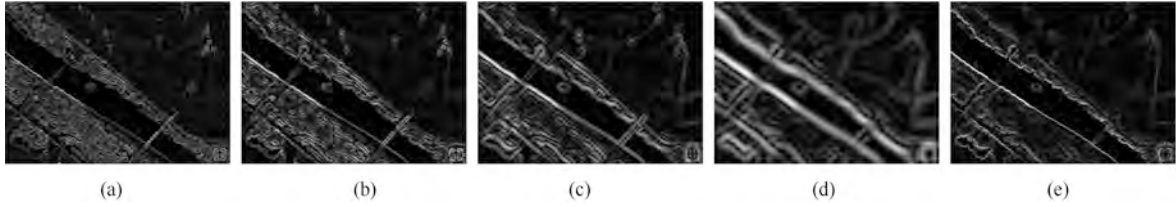


图 4 图 3 (a) 对应的多尺度边缘图像及其融合图像 ((a)~(d) 多尺度的边缘图像; (e) 用第 3 节的方法对 (a)~(d) 图进行融合后的边缘图像)

Fig. 4 The multi-scale edge images and the fused edge image corresponding to Fig. 3 (a) ((a)~(d) Multi-scale edge images; (e) The fused edge image by the method in Section 3)

并对 FCM 算法的距离测度和聚类中心迭代公式进行了改进, 提出了基于区域的模糊 C 均值聚类算法用于 SAR 图像分割 (Region-based fuzzy C-means for SAR image segmentation, RFCM-SAR).

2.1 经典的 FCM 算法

在众多聚类算法中, 模糊 C 均值聚类算法是最常用的聚类算法之一, 最初是由 Dunn^[37] 于 1974 年首先提出, 后经 Bezdek^[38] 进一步发展而形成. 目前, 众多学者对其进行了改进和完善, 提出了多种改进的 FCM 算法, 并将其成功应用于图像分割的问题中^[25-27]. 与传统的硬聚类算法 (如 K 均值算法) 不同的是, FCM 算法是一种软聚类算法, 它通过引入模糊函数, 使一个样本可以隶属于多个聚类中心. 这一机理使得 FCM 算法在迭代的过程中, 可以保留原始样本更多的信息, 分类精度也更加准确. 令 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 表示输入含有 N 个像素的 SAR 图像, 其中 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, N$, 是一个多维向量, 表示像素 i 对应的图像特征. FCM 算法通过迭代优化如下目标函数将输入 SAR 图像划分为 L 类:

$$\begin{cases} \min & J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L u_{ji}^m \times d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^L u_{ji} = 1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, J_m 表示类内距离平方的加权和, u_{ji} 表示样本 $\mathbf{x}_i$ 隶属于 $\mathbf{v}_j$ 的隶属度函数, m 为加权指数, 控制聚类结果的模糊度 (在本文中 $m = 2$), $\mathbf{v}_j$ 表示第 j 个聚类中心, $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)$ 计算样本 $\mathbf{x}_i$ 到聚类中心 $\mathbf{v}_j$ 的距离, 表示两者的相似度. 从式 (2) 可以看出, 当离聚类中心近的样本被赋予较大的隶属度函数时, J_m 才会取得最小值. 因此, 隶属度函数可以独立于距离, 来表示一个样本属于一个聚类中心的程度, 这使 FCM 算法能够更加灵活准确地保留样本类别信息.

进一步得到式 (2) 中聚类中心和隶属度函数的

迭代更新公式, 如下:

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{k=1}^N u_{jk}^m \times \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^N u_{jk}^m} \quad (3)$$

$$u_{ji} = \frac{1}{\sum_{k=1}^L \left[\frac{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_i)}{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k)} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4)$$

当迭代优化终止后, 判断每个像素最大的隶属类别, 即可以得到输入 SAR 图像对应的分割结果. 经典的 FCM 算法流程如算法 1 所示.

算法 1. 经典的 FCM 算法流程

步骤 1. 设置类别数目 L , 模糊度参数 m 和停止参数 K .

步骤 2. 随机初始化隶属度函数矩阵 $[u_{ji}]$.

步骤 3. 设置迭代计数器 $k = 0$.

步骤 4. 使用式 (3) 计算聚类中心.

步骤 5. 使用式 (4) 更新隶属度函数矩阵.

步骤 6. 当 $k > K$ 时, 则算法停止; 否则, $k = k + 1$, 并转到步骤 4.

2.2 基于区域的 FCM 算法用于 SAR 图像分割

为了降低相干斑噪声的影响, 加快分割速度, 本文使用过分割区域作为算法操作的图像基元, 并将灰度特征和纹理特征合并到一起, 用于描述每个过分割区域的外观属性, 其数学表示为

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{N_s}\}, \quad i = 1, 2, \dots, N_s \quad (5)$$

其中, $\mathbf{x}_i = [\mathbf{x}_i^{sB}, \mathbf{x}_i^{sT}] = [\mathbf{x}_i^{sB}, h_{i,1}^s, h_{i,2}^s, \dots, h_{i,N_\omega N_\theta}^s]$ 为一个 $N_\omega N_\theta + 1$ 维的向量, 表示区域 s_i 基于外观的特征.

经典的 FCM 算法使用欧氏距离来计算样本间的相似度, 这对于取值范围相同、维数一致的特征是恰当的, 但当特征的维数和取值范围不同时, 如 $\mathbf{x}_i^{sB}$ 和 $\mathbf{x}_i^{sT}$, 就会使特征维数多和取值范围大的特征占据

主导, 从而降低了相似性度量的准确性. 考虑到灰度和纹理是从两个不同的角度来刻画 SAR 图像的地面目标, 本文提出了一种新的复合距离测度, 该测度首先根据不同特征的特点, 分别计算基于灰度的相似度和基于纹理的相似度, 然后, 采用一种模糊集操作的 T 范算子对这两种相似度进行融合, 使得到的复合距离测度能够全面综合地计算两个过分割区域基于外观的相似度.

因为灰度特征是一维标量, 所以任意两个过分割区域 s_i 和 s_j , $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots, N_s$ 基于灰度的相似度就直接等于其灰度差的绝对值:

$$d_{i,j}^B = \|x_i^{sB} - x_j^{sB}\|_1 \quad (6)$$

其中, $d_{i,j}^B$ 表示 s_i 和 s_j 基于灰度的相似度, $\|\cdot\|_1$ 计算变量的 1 范数距离.

因为纹理特征是 $N_\omega N_\theta$ 维向量, 向量中的每一个值表示地面目标对特定尺度和方向 Gabor 滤波器的响应, 因此, 不同的目标对不同 Gabor 滤波器的响应是各异的. 例如, 图 5 显示了图 3(a) 中三类地表目标 (河流、森林、农田) 4 尺度 6 方向共 24 维的纹理特征. 可以看到, 不同地面目标的纹理特征在有些维上是相似的, 而在另一些维上是不同的, 因此, 直接使用欧氏距离难以准确地分辨不同的地面目标. 同时也注意到, 每一组向量的起伏分布具有明显的特点, 可以用于代表特定目标的纹理属性. 因此, 本文使用了计算两个分布相似度的 χ^2 检验来计算任意两个过分割区域 s_i 和 s_j , $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots, N_s$ 基于纹理的相似度:

$$\begin{cases} d_{i,j}^T = \sum_{k=1}^{N_\omega \times N_\theta} \frac{(h_{i,k}^s - m_{(i,j),k}^s)^2}{m_{(i,j),k}^s} \\ m_{(i,j),k}^s = \frac{h_{i,k}^s + h_{j,k}^s}{2} \end{cases} \quad (7)$$

为了能够从灰度和纹理两方面, 全面综合地计算两个区域基于外观的相似度, 本文将基于灰度的相似度和基于纹理的相似度线性归一化到 $[0, 1]$, 然后, 使用乘积操作子对这两部分的相似度进行融合. 乘积操作子是模糊集操作的一种 T 范算子^[39], 表示更加严格的判断: 只有当被融合的各部分均具有较高的相似性时, 融合结果才能拥有较高的相似性. 也就是说, 只有当两个区域同时在灰度和纹理上均相似时, 才能判断这两个区域在外观上是相似的. 对于任意两个过分割区域 s_i 和 s_j , $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots, N_s$, 其基于灰度和纹理的复合距离计算如下:

$$d_{i,j}^{\text{FCM}} = d_{i,j}^B \times d_{i,j}^T \quad (8)$$

与单纯的数据聚类或者基于像素的聚类不同, RFCM-SAR 算法操作的基本单元是过分割区域,

区域之间存在着大小的差别. 一方面, 大区域是由多个小区域组成的; 另一方面, 小区域 (特别是只包含几个像素的孤立小区域) 更容易受到噪声的影响. 因此, 如果仍按照经典的 FCM 算法中的式 (3) 更新聚类中心, 则大区域与小区域在计算聚类中心时所占比相同, 这显然是不合理的. 针对这一问题, 本文将区域面积纳入到聚类中心的更新公式中, 使聚类中心更接近于代表大区域的特征值, 提出了如下聚类中心更新公式:

$$v_j = \frac{\sum_{k=1}^{N_s} u_{jk}^m \times |s_k| \times x_k}{\sum_{k=1}^{N_s} |s_k| \times \sum_{k=1}^{N_s} u_{jk}^m} \quad (9)$$

其中, $|\cdot|$ 计算过分割区域所包含像素的个数.

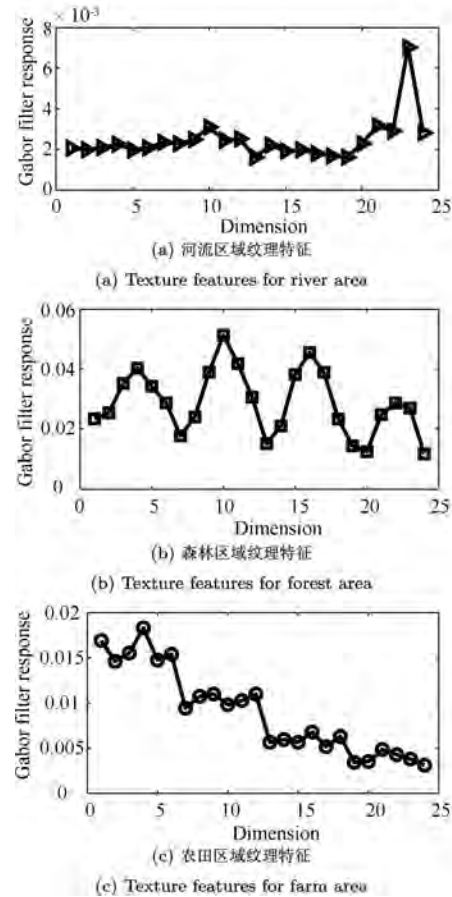


图 5 图 3(a) 中三类地面目标的纹理特征分布
Fig. 5 The distribution of the texture features of three kinds of terrain surfaces shown in Fig. 3(a)

将式 (5)、式 (8) 和式 (9) 带入经典的 FCM 算法框架, 便得到了基于区域的模糊 C 均值聚类算法用于 SAR 图像分割 (RFCM-SAR).

3 基于空间域的区域迭代增长

图像中的任何目标都不是孤立存在的, 都是与周围目标具有特定的空间上下文关系, 尤其是对地观测的 SAR 图像, 目标之间的空间上下文信息更为重要, 例如, 同类目标大多是相邻存在的, 如成片的森林、农田等; 异类目标之间也有特定的上下文关系, 如桥梁在河流之上, 汽车在公路之上等. 这种空间上下文关系能够有效消除目标区域外观不清楚带来的歧义性, 提高算法结果的准确度. 本文利用多种信息对每个过分割区域的空间上下文关系进行分析, 然后, 在全局范围内对相似的过分割区域进行区域迭代增长 (Region iterative growing, RIG), 使同类区域不断增长, 过分割区域数目不断减少.

根据认知心理学的研究^[40], 当一个目标与另一个目标距离较近、外观相似、中间没有分隔时, 人们会将其合并, 感知为同类目标. 据此, 本文使用了三条准则作为判断两个过分割区域是否合并的条件: 只有当两个区域相邻, 具有相似的外观属性, 并且在这两个区域之间没有显著的边缘时, 这两个区域才能够被 RIG 合并. 令在空间域中所有相邻区域对组成集合 $D = \{(s_i, s_j) | s_i \text{ 和 } s_j \text{ 相邻}, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, N_s\}$, 则对于任意相邻区域对 $(s_i, s_j) \in D$, 其基于外观的相似度直接使用第 2.2 节的 $d_{i,j}^B \times d_{i,j}^T$ 来表示, 其中, $d_{i,j}^B$ 和 $d_{i,j}^T$ 分别表示区域 s_i 和 s_j 基于灰度的相似度和基于纹理的相似度.

沿用相同的数学表示方法, 下面计算两个区域基于边缘的相似度 $d_{i,j}^E$. 采用第 1.2 节的方法得到输入 SAR 图像多尺度的纹理特征, 如图 4(a)~4(d) 所示. 可以注意到当边缘检测器的尺度较小时, SAR 图像中细小的边缘均可以被检测出来, 并且定位准确, 如图 4(a) 所示, 但是因为相干斑噪声和大尺度纹理的原因, 这时会有很多虚警的边缘. 当边缘检测器的尺度不断增大时, 所检测边缘的尺度也不断增大, 虚警边缘逐渐减少, 这是因为大窗口的检测器能够平滑减弱图像中局部波动的影响. 当检测器的尺度达到最大时, 虚警边缘几乎消失, 所检测边缘对应于图像中最大尺度的边缘, 但是因为窗口平滑的原因, 这时所检边缘很模糊, 定位不准确. 为了消除虚警边缘, 并提高边缘定位的准确性, 本文采用了模糊集操作中的取小操作子来对多尺度边缘图像进行融合, 表示如下:

$$d_{i,j}^E = \min(f_{(i,j),1}^s, f_{(i,j),2}^s, \dots, f_{(i,j),N_\lambda}^s) \quad (10)$$

其中, $d_{i,j}^E$ 表示相邻区域对 $(s_i, s_j) \in D$ 基于边缘的相似度, $f_{(i,j),k}^s$, $k = 1, 2, \dots, N_\lambda$, 表示 s_i 和 s_j 的第 k 维边缘特征值, $\min(\cdot)$ 表示模糊集操作中的取

小操作子, 其实际含义是: 当且仅当一条边缘在所有尺度上均被认为是边缘时, 经过取小操作后才能被当作边缘. 图 4(e) 显示了对图 4(a)~4(d) 进行取小运算后得到的边缘特征图像, 可以看到虚警边缘和定位不准确的问题均得到了明显的改善.

因为灰度、纹理、边缘从三个不同的方面来刻画过分割区域与相邻区域的上下文关系, 无法判断哪一个更为重要, 因此, 本文采用模糊集操作中的乘积操作子对这三种相似度进行融合, 如下:

$$d_{i,j}^{\text{RIG}} = d_{i,j}^B \times d_{i,j}^T \times d_{i,j}^E \quad (11)$$

接下来, RIG 在全局范围内寻找最相似的相邻区域对 $\arg \min_{(s_i, s_j) \in D} (d_{i,j}^{\text{RIG}})$, 并判断其是否满足停止条件:

$$\min(d_{i,j}^{\text{RIG}}) < \alpha, \quad (s_i, s_j) \in D \quad (12)$$

其中, α 是 RIG 的停止条件. RIG 反复迭代, 合并相似的过分割区域, 直到整个图像空间不存在满足合并条件的区域对为止. RIG 算法流程如算法 2 所示.

算法 2. RIG 算法流程

步骤 1. 设定停止参数 α .

步骤 2. 在整个空域进行搜索, 得到相邻区域对集合 D .

步骤 3. 计算相邻区域对的相似度, 并在全局范围内选择最相似的相邻区域对.

步骤 4. 若满足式 (12), 则合并这两个区域, 并更新 D 和区域相似度; 否则, 从 D 中去除这个区域对, 转到步骤 3.

值得注意的是, 参数 α 决定了两个区域在 RIG 中是否相似: 当 $d_{i,j}^{\text{RIG}} < \alpha$ 时, 表示 s_i 和 s_j 是相似的, 可将其合并; 反之则不合并. 如何设置 α 是区域增长算法的关键: α 设置过大, RIG 合并过度, 导致欠分割; α 设置过小, RIG 合并不足, 导致过分割. 因为最优的 α 值是与输入 SAR 图像真实类别的最小类间差相一致的, 与图像内容有关. 对于简单的场景, 真实类别的最小类间差比较大, 而对于复杂的场景, 真实类别的最小类间差比较小, 但这是在进行图像分割之前未知的信息. 因此, 单独使用 RIG 算法对 SAR 图像进行分割时, 无法用统一固定的 α 来处理所有输入 SAR 图像. 为了克服 α 难以设置的问题, 本文将 RIG 与聚类的方法进行结合, 提出了基于上下文分析的无监督分层迭代算法.

4 基于上下文分析的无监督分层迭代算法

RFCM-SAR 算法能够在特征域进行迭代搜索, 从而挖掘特征分布的结构信息, 准确地将外观相似的目标分为同一类, 将不相似的目标分为不同类, 但

是 SAR 图像上的目标往往变化很大, 有很多具有歧义性的区域, 比如渐变的区域和含有大尺度纹理的区域. 单纯依靠目标的外观属性无法将这些区域正确分类. 另一方面, 基于上下文分析的 RIG 算法能够利用多种特征来更加全面准确地计算两个相邻区域的相似度, 这可以有效地消除区域的歧义性, 提高算法的准确度, 例如边缘特征能够准确地区分同类目标的渐变区域与不同类目标, 使同类区域合并. 但是因 RIG 算法只在空域中进行, 无法获得特征分布的结构信息, 使得 RIG 算法只能贪婪地进行区域增长, 难以给出准确的合并停止条件, 往往产生欠分割或过分割的结果. 另外, 若图像中同类区域不相邻时 (如河流两岸的农田), 则 RIG 算法难以将其合并, 导致过分割的结果. 因此, RFCM-SAR 算法和基于上下文分析的 RIG 算法是互补的分割方法, 后者可以弥补前者利用图像信息的不足, 而前者可以完善后者缺乏的特征结构分析, 以及对不相邻区域难以合并的缺陷.

本文结合 RFCM-SAR 算法和基于上下文分析的 RIG 算法各自的优点, 提出了基于上下文分析的无监督分层迭代算法 (FCM+RIG), 该算法包含两个交替进行的分层迭代过程, 如图 1 所示: 1) 基于特征域的 RFCM-SAR; 2) 基于空域的 RIG. 在操作时, 首先, 执行 RFCM-SAR, 得到中间的分割结果 $\{l_1, l_2, \dots, l_{N_s}\}$, 其中, $l_i = 1, 2, \dots, L$ 为过分割区域 s_i 对应的类别标记, 表示该区域最可能隶属的类别, 含有该区域特征在特征域的分布结构信息. 接下来执行 RIG 操作, 首先, 找到满足式 (12) 相似性条件的两个相邻区域 $(s_i, s_j) \in D$, 然后, 对其所属类别进行判断: 若 $l_i = l_j$, 则将这两个区域合并; 否则, 不进行合并. 这样, 合并的区域既在特征域具有相似性, 又在空间域具有相似性. 当 RIG 停止迭代后, 再执行 RFCM-SAR, 这样交替分层迭代, 直到没有相邻区域满足式 (12) 合并条件为止.

因为 RIG 后面存在聚类算法, 因此, 在设置参数 α 时, 只需要保证其值小于真实类别最小类间差即可. 因为即使 RIG 操作后, 仍存在大量的过分割区域没有被合并, RFCM-SAR 也可以将其进行聚类, 达到分割的目的. 一个极端设置 α 的方法是, 令 $\alpha < \min_{(s_i, s_j) \in D} (d_{i,j}^{\text{RIG}})$, 这时 RIG 不会合并任何区域对, 只有 RFCM-SAR 在起作用, FCM+RIG 变为 RFCM-SAR, 仍能达到对图像分割的目的. 但是当 α 越逼近真实类别最小类间差时, RIG 利用多种信息合并的过分割区域越多, RFCM-SAR 需要分类的图像基元越少, 聚类速度越快, 分割精度也往往更高. 本文采用实验的方法来设置 α , 对于合成的 SAR 图像, $\alpha = 90\% \times \max_{(s_i, s_j) \in D} (d_{i,j}^{\text{RIG}})$, 对于真实的 SAR 图像, $\alpha = 80\% \times \max_{(s_i, s_j) \in D} (d_{i,j}^{\text{RIG}})$.

可以看到, 在 FCM+RIG 中, RFCM-SAR 将其获得的特征分布结构信息, 以类别标记的形式传递给 RIG, 约束 RIG 对区域的合并, 从而避免了过度合并, 提高了合并的准确度. 另一方面, 随着 RIG 的进行, 同类区域不断增长, 区域数量不断减少, 这不仅会提高每轮 RFCM-SAR 的运行速度, 而且同类大区域的出现可以降低小区域给聚类算法带来的歧义性, 增加 RFCM-SAR 的鲁棒性. 因此, FCM+RIG 实现了一种直接的、有效的方式来组织和利用 SAR 图像上的多种信息, 包括灰度信息、纹理信息、边缘信息和空间信息, 从而达到对 SAR 图像分割的目的.

FCM+RIG 的计算复杂度分析如下. 产生过分割区域的算法复杂度为 $O(N)^{[32]}$, 其中 N 为输入 SAR 图像所包含的像素数目. RIG 的计算复杂度与需要合并的相邻区域数目有关, 若将所有 N_s 个过分割区域完全合并, 则最多需要 $O(|D| \times \log(|D|))^{[30]}$, 其中, $|D|$ 表示所有相邻区域对的数目. RFCM-SAR 的算法复杂度与类别数目、样本数目和迭代次数有关, 因为每轮 RIG 合并后的区域数目是未知的, 因此, 每轮 RFCM-SAR 的复杂度难以确定. 但是, 考虑到样本区域最多为 N_s 个, 因此, 计算复杂度最大为 $O(N_s \times L \times K)$, 其中 L 为聚类数目, K 为迭代次数. 因此, FCM+RIG 算法复杂度小于 $O(N) + O(|D| \times \log(|D|)) + O(N_s \times L \times K)$, 相比于像素数目 N , 后两项是非常小的, 并且都是随着迭代的进行迅速降低, 这一点可以通过下一节的实验数据得到进一步的验证.

5 实验与结果分析

为了验证所提算法的有效性, 本文分别使用模拟 SAR 图像和真实 SAR 图像对 5 种算法进行对比测试, 这 5 种算法包括:

1) FLICM (Fuzzy local information c-means) 算法^[25]. Krindis 等提出的一种改进的 FCM 算法, 其通过对目标函数和隶属度函数的修改, 将空间上下文信息引入到 FCM 算法中, 从而使 FCM 算法对噪声更加鲁棒. 该算法只有一个窗口参数, 按照文献^[25] 设置为 3.

2) IRGS 算法^[10]. Yu 等提出的一种基于区域的马尔科夫随机场方法, 其使用一系列边缘惩罚函数来代替马尔科夫随机场方法中的空间上下文模型, 并在每次迭代中间加入区域增长, 逐代减少区域数量.

3) 基于像素的模糊 C 均值聚类算法用于 SAR 图像分割 (Fuzzy C-means for SAR image segmentation, FCM-SAR). 以像素作为图像基元, 使用本

文所提取的灰度特征和纹理特征, 以及式 (8) 的复合距离测度, 对输入 SAR 图像的聚类。

4) 基于区域的模糊 C 均值聚类算法用于 SAR 图像分割 (RFCM-SAR)。

5) 基于上下文分析的无监督分层迭代算法 (FCM+RIG)。

考虑到聚类算法和马尔科夫随机场方法容易受到初始条件的影响, 本文对每幅输入图像独立分割 30 次, 然后, 选取最好的结果作为最终结果。算法迭代次数按实验方法进行设定, 使每个算法均达到收敛状态为止: FLICM、FCM-SAR 和 RFCM-SAR 最大迭代 100 次; IRGS 最大迭代 30 次; 在 FCM+RIG 中, 每次聚类迭代 10 次, 然后, 进行区域迭代增长, 直到没有区域对满足合并条件为止。

为了公平起见, 所有实验均在相同的计算环境下进行: Pentium 4 3.2GHz 处理器, 1GB 内存, Window XP SP3 操作系统, Matlab 7.9.0 (2009b) 运行环境。IRGS、RFCM-SAR 和 FCM+RIG 基于相同的过分割区域划分。对于模拟 SAR 图像, 正确标记像素数目占总像素数目的百分比作为分割准确率来定量评价每个算法的分割质量; 真实 SAR 图像的分割结果依据人工观测来进行定性的评价。因为模拟 SAR 图像具有相同的尺寸 (512×512), 本文计算每个算法对所有模拟 SAR 图像的平均分割时间, 并作为算法运行速度进行比较。

5.1 模拟 SAR 图像

本节设计了 4 组实验, 使用模拟 SAR 图像来对

比测试以上 5 种算法。因为相干斑噪声满足乘性的 Nakagami 分布, 因此, 每个模拟 SAR 图像通过给原始的合成图像中添加不同视数的乘性 Nakagami 分布噪声来产生。第一组和第二组实验分别选择 3 类和 4 类不含纹理的模拟 SAR 图像, 如图 6 所示, 图 6 第 1 行图像含有 3 类区域, 其原始合成图像的灰度值为 [96, 144, 160], 第 2 行图像含有 4 类区域, 其原始合成图像的灰度值为 [128, 144, 160, 176]。可以看到, 每组图像中的灰度值都非常接近, 相干斑噪声导致不同类的灰度取值范围出现了交叠, 特别是在 2 视模拟图像中, 类与类之间的灰度差异非常近似, 这给分割算法带来了挑战。

图 7 显示了 5 种对比算法对 3 类模拟 SAR 图像的分割结果, 图 8 显示了它们对 4 类图像的分割结果, 其中第 1 列是 FLICM 的分割结果, 第 2 列是 IRGS 的分割结果, 第 3 列是 FCM-SAR 的分割结果, 第 4 列是 RFCM-SAR 的分割结果, 第 5 列是 FCM+RIG 的分割结果。在图 7 和图 8 中, 自上向下模拟 SAR 图像的视数逐渐增大, 相干斑噪声逐渐减小。可以看到, FLICM 的分割结果要优于 FCM-SAR 的分割结果, 尤其当相干斑噪声比较小时, 这主要是由于 FLICM 在每次迭代优化时, 除了考虑单个像素的特征值, 还加入了空间上下文信息 (邻近像素所属类别和特征值), 这有效地提高了 FLICM 分割结果的区域一致性。但是, 当噪声比较大时, 每个像素与其真实值偏差较大, 不同类别的区域出现严重的混杂现象, 这使得基于像素的分割算法的性能迅速降低, 错分严重。值得注意的是, 虽然

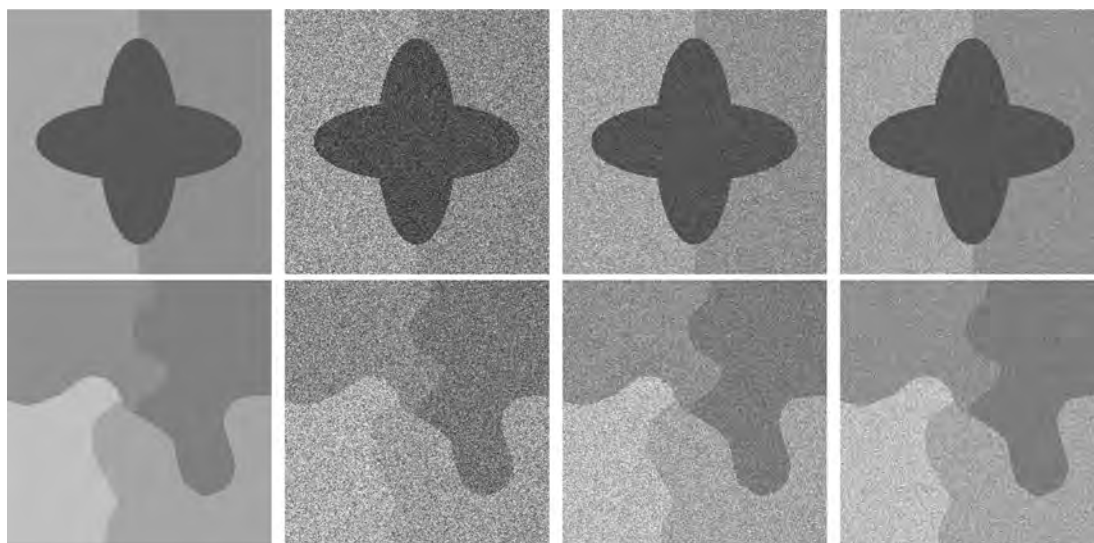


图 6 不含纹理的模拟 SAR 图像 (第 1 列为原始的合成图像, 第 2 列到第 4 列分别为 2 视、5 视和 10 视的模拟 SAR 图像。第 1 行图像含有 3 类区域, 第 2 行图像含有 4 类区域。)

Fig. 6 Synthetic SAR images without texture (The original synthetic images are shown on the first column, and the corresponding 2-look, 5-look and 10-look synthetic SAR images are illustrated on their right, respectively. The images on the first row have three classes and the images on the second row have four classes.)

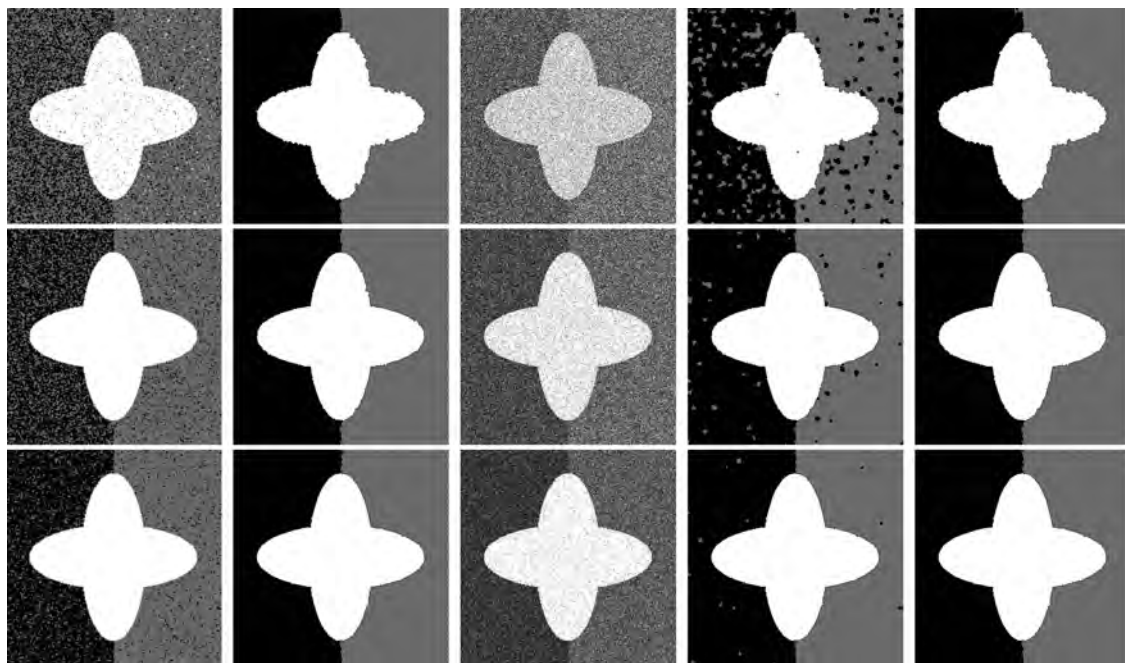


图 7 对 3 类不含纹理模拟 SAR 图像的分割结果 (第 1 行到第 3 行分别对应 2 视、5 视和 10 视的分割结果. 第 1 列到第 5 列分别对应 FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR 和 FCM+RIG 的分割结果.)

Fig. 7 The experiment results on the 3-class synthetic SAR images without texture (The segmentation results for 2-look, 5-look, and 10-look images are shown from the first row to the third row. The segmentation results by FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR, and FCM+RIG are shown from the first column to the fifth column.)

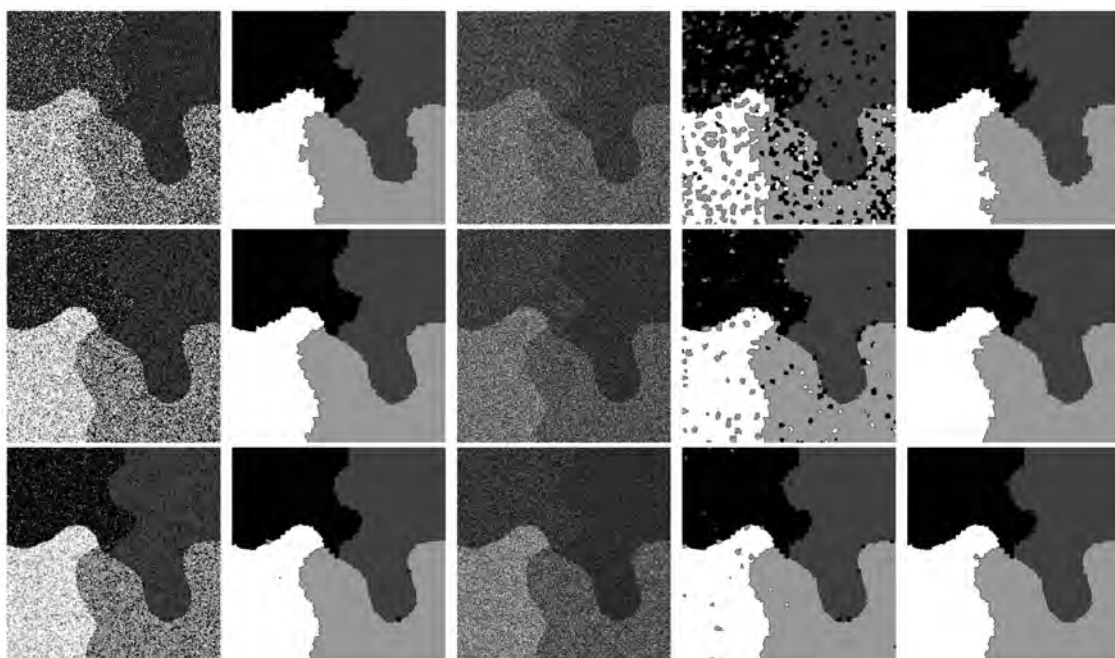


图 8 对 4 类不含纹理模拟 SAR 图像的分割结果 (第 1 行到第 3 行分别对应 2 视、5 视和 10 视的分割结果. 第 1 列到第 5 列分别对应 FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR 和 FCM+RIG 的分割结果.)

Fig. 8 The experiment results on the 4-class synthetic SAR images without texture (The segmentation results for 2-look, 5-look, and 10-look images are shown from the first row to the third row. The segmentation results by FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR, and FCM+RIG are shown from the first column to the fifth column.)

在 FCM-SAR 中还包含纹理特征, 但是因为本组实验不含纹理, 使得每个像素含有近似的纹理特征值, 因此, 主要是灰度特征在发挥作用. 与基于像素的分割算法相比, 基于区域的分割算法取得了更优的分割效果, 这主要是由于每个区域的特征值由其内部所有像素的均值来表示, 这种策略可以有效降低作用于单个像素的相干斑噪声的干扰, 提高算法分割的精度. 从第 2 列和第 5 列可以看到, IRGS 和 FCM+RIG 均取得了令人满意的分割结果, 能够将目标区域准确地分割出来, 对不同强度的相干斑噪声均具有很好的抗干扰能力, 而其他 3 个算法的性能会随着相干斑噪声的增加而显著降低. 这一方面是由于过分割区域的使用, 提高了算法抵抗噪声的能力, 另一方面是由于边缘特征可以准确地定位不同目标区域之间的边界, 使同类区域不断合并增长, 使分割结果更加精确.

一幅 SAR 图像除了含有不同的灰度值, 还具有明显的纹理属性. 为了准确地测试 5 个对比算法, 本节第 3 组和第 4 组实验设计了含有纹理的模拟 SAR 图像, 其原始合成纹理图像分别含有 3 类纹理和 4 类纹理, 每类纹理均选自 Brodatz 纹理数据库, 如图 9 第 1 列所示. 然后, 分别给原始合成图像加上 2 视、5 视和 10 视的乘性 Nakagami 分布噪声, 得到其相应的 2 视、5 视和 10 视含有纹理的模拟 SAR 图像, 如图 9 第 2 列到第 4 列所示. 从图 9 可以看到, 第 3 组实验所含 3 类目标区域含有明显不同的纹理属性, 但局部区域含有近似的平均灰度值, 特别

是左侧区域和右侧区域, 都具有黑白相间的特点, 但变化规律明显不一致: 右侧是均匀细网格排列, 类似于真实 SAR 图像中的人工目标, 左侧呈不规则细长条分布, 且从中上部到中下部, 平均灰度值从暗逐渐变亮, 类似于真实 SAR 图像中的自然目标. 中间区域含有较大尺度的灰黑变化, 可以模拟含有波浪的海洋区域. 第 4 组实验所含的 4 类区域含有明显不同的纹理属性和局部灰度均值, 用来模拟真实 SAR 图像中不同的地面目标, 如山川区域 (左上)、农田区域 (右上)、森林区域 (左下) 和河流区域 (右下).

图 10 和图 11 显示了 5 个对比算法对含有纹理的模拟 SAR 图像的分割结果, 其中, 第 1 列是 FLICM 的分割结果, 第 2 列是 IRGS 的分割结果, 第 3 列是 FCM-SAR 的分割结果, 第 4 列是 RFCM-SAR 的分割结果, 第 5 列是 FCM+RIG 的分割结果. 在图 10 和图 11 中, 自上向下模拟 SAR 图像的视数逐渐增大, 相干斑噪声逐渐减小. 可以看到, 尽管随着噪声的降低分割质量会略有好转, 但是两个基于像素的分割方法仍然不能正确地分割出这两组含有纹理的模拟 SAR 图像, 特别是目标区域纹理尺度较大, 灰度变化较剧烈的区域. 这也进一步说明相干斑噪声和多尺度纹理会严重影响基于像素的分割算法的性能. 相比之下, 基于区域的分割算法取得了更好的分割效果. 可以看到, RFCM-SAR 对尺度比较小的纹理区域和灰度变化不大的区域均能很好地进行分割, 也验证了所提特征的有效性. 这主要是由于此时每个过分割区域均包含了完整的纹理模式,

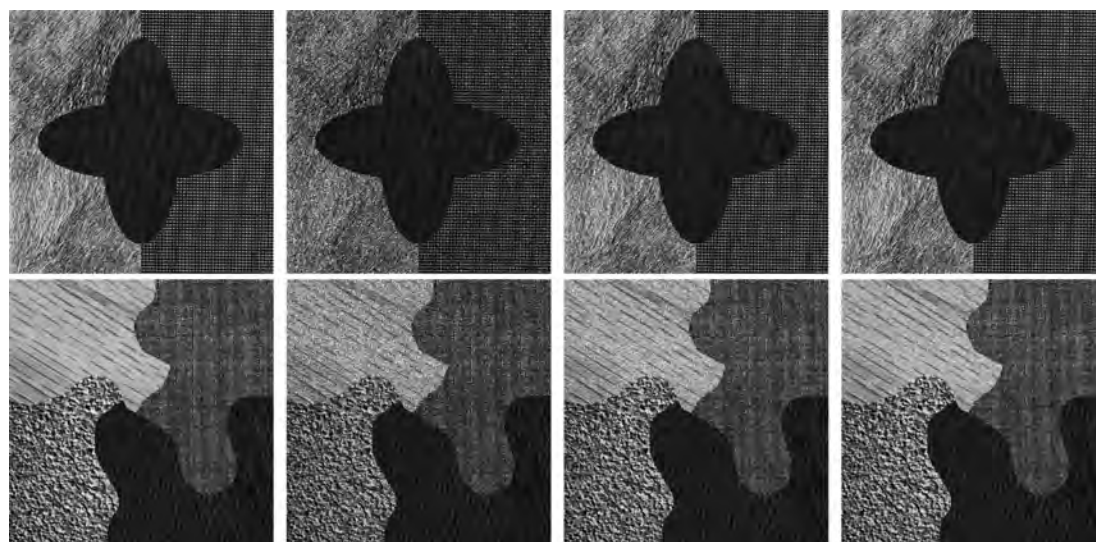


图 9 含纹理的模拟 SAR 图像 (第 1 列为原始的合成纹理图像, 第 2 列到第 4 列分别为 2 视、5 视和 10 视的模拟 SAR 图像. 第 1 行含有 3 类区域, 第 2 行含有 4 类区域.)

Fig. 9 Synthetic SAR images with texture (The original synthetic texture images are shown on the first column, and the corresponding 2-look, 5-look and 10-look synthetic SAR images are illustrated on their right, respectively. The images on the first row have three classes, and the images on the second row have four classes.)

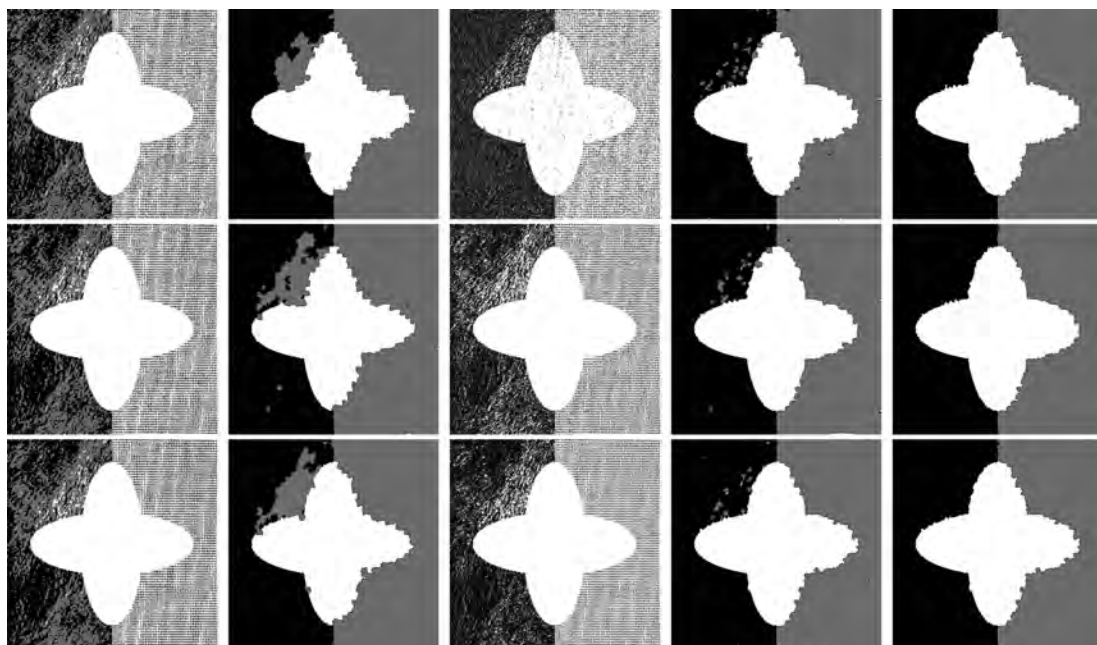


图 10 对 3 类含纹理模拟 SAR 图像的分割结果 (第 1 行到第 3 行分别对应 2 视、5 视和 10 视的分割结果. 第 1 列到第 5 列分别对应 FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR 和 FCM+RIG 的分割结果.)

Fig. 10 The experiment results on the 3-class synthetic SAR images with texture (The segmentation results for 2-look, 5-look, and 10-look images are shown from the first row to the third row. The segmentation results by FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR, and FCM+RIG are shown from the first column to the fifth column.)

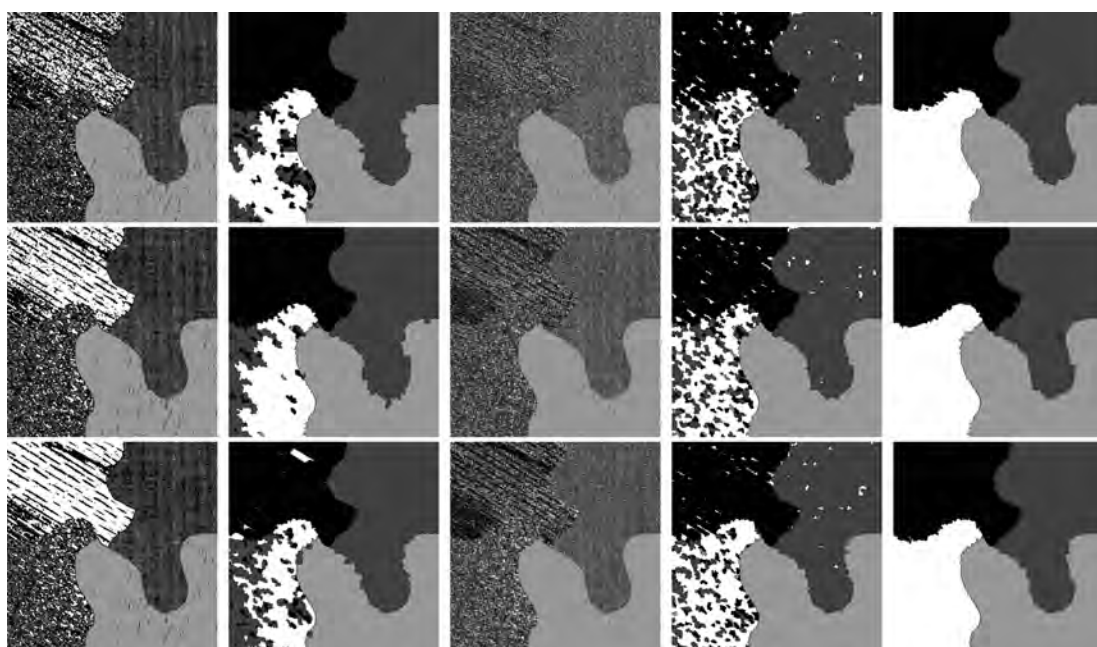


图 11 对 4 类含纹理模拟 SAR 图像的分割结果 (第 1 行到第 3 行分别对应 2 视、5 视和 10 视的分割结果. 第 1 列到第 5 列分别对应 FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR 和 FCM+RIG 的分割结果.)

Fig. 11 The experiment results on the 4-class synthetic SAR images with texture (The segmentation results for 2-look, 5-look, and 10-look images are shown from the first row to the third row. The segmentation results by FLICM, IRGS, FCM-SAR, RFCM-SAR, and FCM+RIG are shown from the first column to the fifth column.)

经过平均操作后, 纹理特征和灰度特征能够更加准确地表示每个过分割区域, 从而获得比较好的聚类结果, 但对于渐变区域 (如 3 类图像中左侧上部较黑区域) 和尺度大于过分割区域的纹理 (如 4 类图像中左上部的暗条带和左下部的纹理区域), RFCM-SAR 的分割效果不是很理想. 从第 2 列可以看到, IRGS 对这两组 SAR 图像的分割效果不是很好, 这主要是由于 IRGS 的特征模型只采用了灰度特征, 空间上下文模型只采用了边缘特征, 因此, 对同类中的渐变区域和具有大尺度纹理的区域, IRGS 会产生严重的错分. 相比之下, FCM+RIG 的上下文模型能够更加全面地对过分割区域的上下文进行分析: 纹理特征和边缘特征的引入可以有效地区分同类的渐变区域和不同类目标区域, 使同类的渐变区域进行合并. 同时, 随着区域不断增长, 同一区域中包含的纹理模式会更加完整, 显著地增加了纹理表示的准确度, 从而提高了分割的质量. 因此, FCM+RIG 取得了最好的分割结果.

表 1 显示了这 5 个对比算法对模拟 SAR 图像分割的准确率, 其中, 每一幅图像分割准确率最高的值用粗体字表示. 可以看到, IRGS 和 FCM+RIG 对不含纹理的模拟 SAR 图像取得了近似的最好准确率, 而对于含有纹理的模拟 SAR 图像来说, FCM+RIG 表现明显最优. FLICM、FCM-SAR 和 RFCM-SAR 的分割准确率会随着噪声的减小而显著提高, FCM+RIG 能够有效避免相干斑噪声的影响, 具有较高的鲁棒性.

表 2 显示了这 5 种算法对模拟 SAR 图像的平均运行时间, 为便于分析, 将特征提取时间和算法分割时间分别给出, 由于 FLICM 和 IRGS 只使用了简单的灰度和边缘特征, 特征提取时间可以忽略. 可以看到, RFCM-SAR 的运行时间最短, IRGS 的运行时间最长, 这主要是由于每次迭代 IRGS 需要更

新每一个图像基元对应的能量函数. 在聚类算法中, FCM-SAR 的运行时间显著地高于其他聚类算法, 这主要因为 FCM-SAR 的操作对象是像素, 并且需要计算复合距离测度. 相比之下, RFCM-SAR 操作的过分割区域数目要远小于图像的像素数目, 因此, 取得了最快的运行速度. 因为不需要计算复合距离测度, FLICM 要显著快于 FCM-SAR. FCM+RIG 的运行速度仅次于 RFCM-SAR, 优于 FLICM, 这主要是由于分层迭代算法较之单纯的迭代聚类算法具有更加复杂的算法流程.

表 2 5 种对比算法平均运行时间
Table 2 Average running time for the five algorithms

算法	算法各步骤运行时间 (s)		总运行 时间 (s)
	特征提取	分割算法	
FLICM	—	113.9766	113.9766
IRGS	—	1 831.8643	1 831.8643
FCM-SAR	20.6905	416.9061	437.5966
RFCM-SAR	20.6950	2.7721	23.4671
FCM+RIG	26.8997	65.4803	92.3800

5.2 真实 SAR 图像

本节使用两幅 Ku 波段真实 SAR 图像来对比测试以上 5 种算法, 这两幅图像均选自美国桑迪亚国家实验室 (Sandia National Laboratories) 实时处理的机载 SAR. 第 1 幅真实 SAR 图像显示了美国加利福尼亚 China Lake 机场地区, 其分辨率为 3 米, 尺寸为 522 像素 $\times$ 446 像素, 如图 12 (a) 所示. 该 SAR 图像有 3 类目标区域, 分别是: 跑道 (黑色区域)、建筑物 (白色区域) 和农田 (灰色区域). 该图像分割的难点有两点: 1) 建筑物分布比较分散, 很多小建筑物随机散布于农田之中; 2) 农田的变化很大, 从灰白色到灰黑色, 部分区域与机场或建筑物具

表 1 模拟 SAR 图像分割准确率
Table 1 Segmentation accuracy for synthetic SAR images

图像类别			FLICM	IRGS	FCM-SAR	RFCM-SAR	FCM+RIG
3 类 模拟 SAR 图像	不含 纹理	2 视	0.7279	0.9929	0.5003	0.9027	0.9909
		5 视	0.8314	0.9933	0.5938	0.9774	0.9950
		10 视	0.9039	0.9941	0.6744	0.9903	0.9957
	含纹 理	2 视	0.6055	0.9533	0.5617	0.9730	0.9872
		5 视	0.6249	0.9282	0.6293	0.9762	0.9883
		10 视	0.6290	0.9343	0.6708	0.9772	0.9875
	不含 纹理	2 视	0.4943	0.9734	0.3252	0.7959	0.9762
		5 视	0.6349	0.9829	0.3766	0.9432	0.9849
		10 视	0.7656	0.9853	0.4356	0.9784	0.9868
4 类 模拟 SAR 图像	含纹 理	2 视	0.6744	0.9053	0.4983	0.8663	0.9876
		5 视	0.7205	0.9181	0.5476	0.8900	0.9886
		10 视	0.7314	0.8755	0.5804	0.9040	0.9881

有相似的外观属性. 图 12(b) 显示了 FLICM 的分割结果, 可以看到, 其能够将跑道分割出来, 但是无法将建筑物和农田有效地分割: 灰黑色的农田被分为一类, 建筑物和灰白色的农田被分为另一类. 相比之下, FCM-SAR 能够综合考虑目标灰度和纹理的属性, 将 3 类目标分割出来, 但是因为相干斑噪声和农田区域类内变化较大的影响, 其分割结果将很多农田区域划分为跑道或建筑物, 如图 12(d) 所示. 图 12(e) 显示了过分割区域叠加到原图像上的结果, 过分割区域数目为 1600. IRGS 能够将主要的目标非常清晰地分割出来, 但是却遗漏了一些细小的目标, 如建筑物和机场跑道, 如图 12(c) 所示. 图 12(f) 显示了 RFCM-SAR 的分割结果, 可以看到噪声对分割结果的影响被有效地消除了, 但是是一些较黑的农田区域被错分为了跑道, 一些较亮的农田被错分为了建筑物. 与之相比, FCM+RIG 取得了更好的分割结果, 不仅目标区域边界定位准确, 而且消除了过多的错分区域, 细节目标也被很好地分割出来了, 如图 12(g) 所示. 这进一步验证了之前的结论: 基于上下文分析的 RIG 能够有效地提高聚类算法的分割准确度, 消除类内变化较大带来的影响.

第 2 幅真实的 SAR 图像显示了美国新墨西哥州阿尔布开克里附近的奥格兰德河 (Rio Grande River near Albuquerque, New Mexico) 流域, 其分辨率为 1 米, 尺寸为 600 像素 $\times$ 432 像素, 如图 13(a) 所示. 该 SAR 图像有三类目标区域, 分别是: 河流 (黑色区域)、农田 (小尺度的纹理区

域) 和树林 (大尺度的纹理区域). 这幅 SAR 图像比图 12(a) 更加复杂: 一方面农田的灰度值变化范围很大, 一些农田与树林或河流具有相似的灰度值; 另一方面, 树林具有的纹理尺度远大于其他两类目标的纹理尺度, 因树林遮挡而产生的阴影区域与河流极为相似, 并且一些孤立的树木随机地分布于农田之中. 同类目标变化大, 异类目标比较相似, 以及多种尺度目标的同时存在增加了这幅图像的分割难度. 图 13(b) 和图 13(d) 分别显示了 FLICM 和 FCM-SAR 的分割结果. 可以看到, 这两种基于像素的分割算法均能分割出河流以及细小的目标, 如单独的树木和管道, 但是将较暗的农田错分为了河流, 将树林中的灰色部分错分为了农田. 图 13(e) 显示了过分割区域叠加到原图像上的结果, 过分割区域数目为 1900. 可以看到, IRGS 能够将主要的目标正确地分割出来, 但是对细小的目标和渐变区域 (如右侧农田) 的分割却不是很成功, 如图 13(c) 所示. RFCM-SAR 的分割结果减少了相干斑噪声对分割算法的影响, 但是由于具有相似的外观, 中间偏右侧的农田区域被划分为了河流区域, 部分树林区域被错分为了农田或河流, 另外, 由于预处理得到的过分割区域尺寸大于河流上管道的尺寸, 因此, 在分割结果中没有将管道准确地分割出来, 这也是基于区域分割的主要问题, 如图 13(f). FCM+RIG 进一步提高了 RFCM-SAR 的分割性能, 对目标区域边界定位准确, 能够有效检测出细小目标, 而且对农田的渐变区域进行了正确地分割, 减少了树林中的错分区

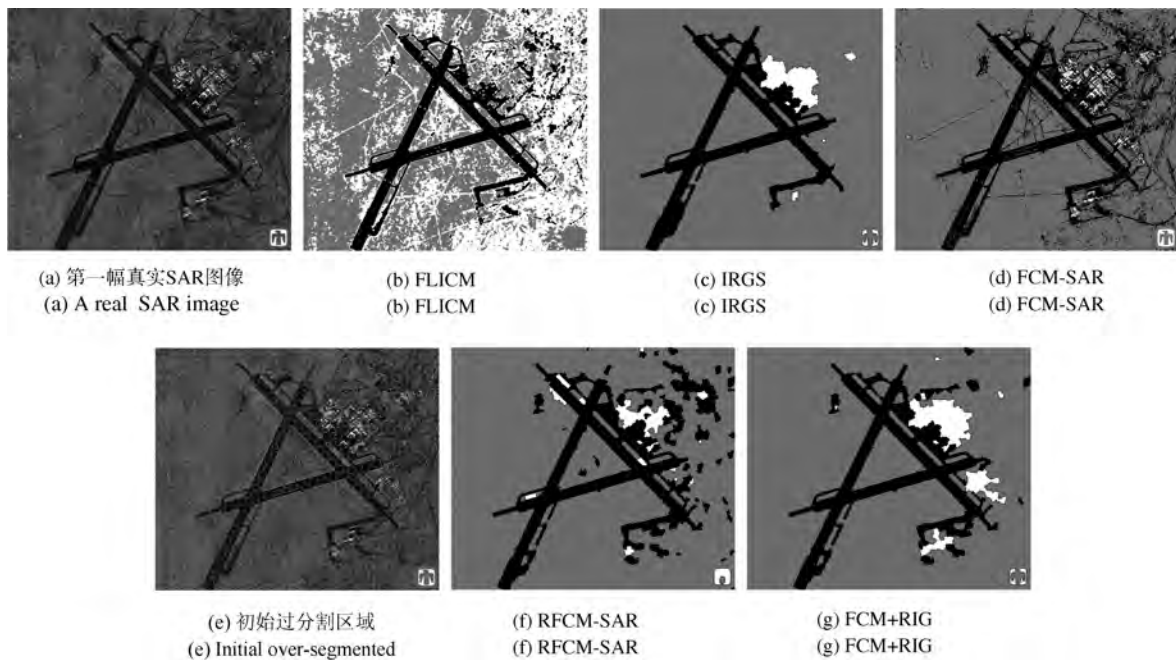


图 12 第一幅真实 SAR 图像及其分割结果

Fig. 12 Segmentation results of the first real SAR image

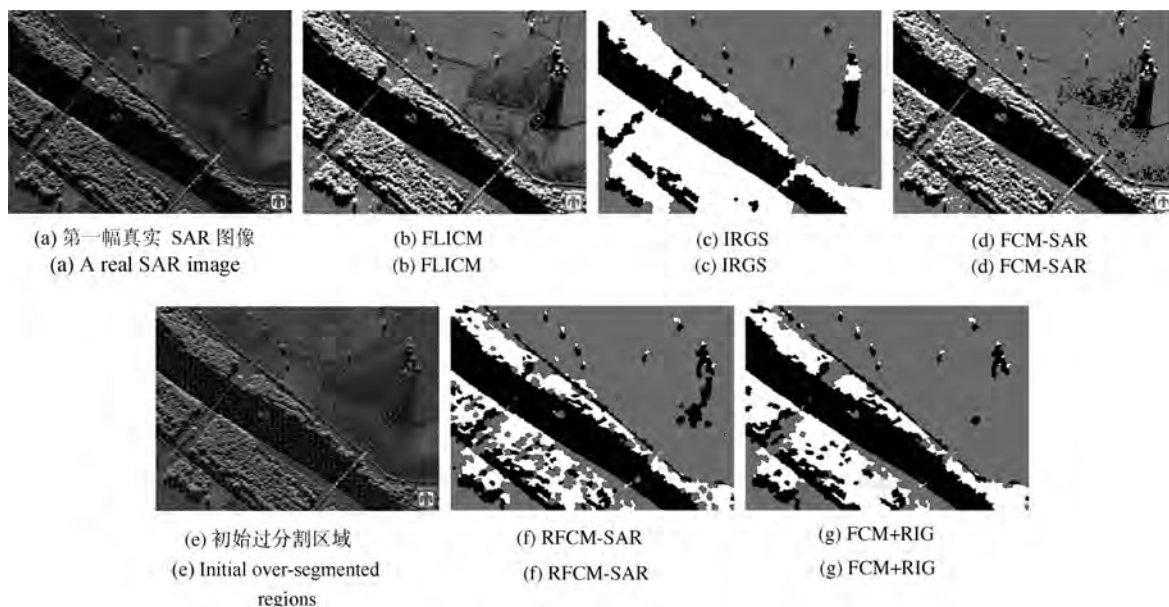


图 13 第 2 幅真实 SAR 图像及其分割结果

Fig. 13 Segmentation results of the second real SAR image

域, 如图 13 (g). FCM+RIG 的分割结果能够在区域一致性和细节保留之间取得更好的平衡.

6 结论

本文针对 SAR 图像的特点, 提出了一种基于上下文分析的无监督分层迭代算法, 其使用过分割区域作为算法操作的基本单元, 从而显著地提高了算法的分割速度, 降低了相干斑噪声对算法的影响. 该算法提取了多种 SAR 图像的特征, 包括灰度特征、纹理特征、边缘特征, 并针对每个特征设计了相似度度量准则, 然后, 利用模糊集操作将其进行了融合, 以达到对区域相似性全面准确计算的目的. 在图像分割的过程中, 该算法首先使用了一种改进的模糊 C 均值聚类算法, 对每个区域的外观特征进行聚类, 然后将获得的类别标记作为约束, 指导区域迭代增长, 从而将基于特征域与基于空间域分割算法各自的优势进行了结合: 既可以挖掘目标外观在特征域的分布结构信息, 提高区域合并的准确度, 又可以有效利用 SAR 图像的空间信息和边缘信息, 消除区域的歧义性, 增加聚类算法的准确度, 从而实现了一种直接的、有效的方式来组织和使用 SAR 图像上的多种特征. 对模拟和真实 SAR 图像的对比实验表明, 本文提出的算法对相干斑噪声具有很强的鲁棒性, 能够在区域一致性和细节保留之间做到很好的平衡, 准确地分割出各类目标区域. 与 3 种算法的对比实验表明, 本文提出的算法能够更好地适应 SAR 图像的复杂变化, 取得了最高的分割准确率.

References

- 1 Zhang P, Li M, Wu Y, Gan L, Liu M, Wang F, Liu G F. Unsupervised multi-class segmentation of SAR images using fuzzy triplet Markov fields model. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(11): 4018–4033
- 2 Xue Jing-Hao, Zhang Yu-Jin, Lin Xing-Gang. Rayleigh-distribution based minimum error thresholding for SAR images. *Journal of Electronics (China)*, 1999, **21**(2): 219–225 (薛景浩, 章毓晋, 林行刚. SAR 图像基于 Rayleigh 分布假设的最小误差阈值化分割. *电子科学学报*, 1999, **21**(2): 219–225)
- 3 Zaart A E, Ziou D, Wang S R, Jiang Q S, Bénié G B. SAR images segmentation using mixture of Gamma distribution. In: *Proceedings of Vision Interface'99*. Trois-Rivières, Canada: Université de Sherbrooke, 1999. 125–130
- 4 Han C M, Guo H D, Shao Y, Liao J J. A method to segment SAR images based on histogram. In: *Proceedings of the 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Seoul, Korea (South): IEEE, 2005. 3694–3696
- 5 Zhang X R, Jiao L C, Liu F, Bo L F, Gong M G. Spectral clustering ensemble applied to SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(7): 2126–2136
- 6 Zhang D M, Fu M S, Luo B. SAR image segmentation using kernel density estimation on region adjacency graph. In: *Proceedings of the 2nd Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar*. Xi'an, China: IEEE, 2009. 668–671
- 7 Deng H W, Clausi D A. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(3): 528–538

- 8 Fjortoft R, Delignon Y, Pieczynski W, Sigelle M, Tupin F. Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden Markov random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, **41**(3): 675–686
- 9 Li Y, Li J, Chapman M A. Segmentation of SAR intensity imagery with a voronoi tessellation, Bayesian inference, and reversible jump MCMC algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, **48**(4): 1872–1881
- 10 Yu Q Y, Clausi D A. IRGS: image segmentation using edge penalties and region growing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(12): 2126–2139
- 11 Xia G S, He C, Sun H. Integration of synthetic aperture radar image segmentation method using Markov random field on region adjacency graph. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2007, **1**(5): 348–353
- 12 Cao Y F, Sun H, Xu X. An unsupervised segmentation method based on MPM for SAR images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(1): 55–58
- 13 Kayabol K, Zerubia J. Unsupervised amplitude and texture classification of SAR images with multinomial latent model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(2): 561–572
- 14 Ma M, Liang J H, Sun L, Wang M. SAR image segmentation based on SWT and improved AFSA. In: Proceedings of the 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics. Jinggangshan, China: IEEE, 2010. 146–149
- 15 Karvonen J A. Baltic sea ice SAR segmentation and classification using modified pulse-coupled neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(7): 1566–1574
- 16 Liu R C, Zhang W, Jiao L C, Liu F. A multiobjective immune clustering ensemble technique applied to unsupervised SAR image segmentation. In: Proceedings of the 9th ACM International Conference on Image and Video Retrieval. Xi'an, China: ACM, 2010. 158–165
- 17 Quan J J, Wen X B, Xu X Q. Multiscale probabilistic neural network method for SAR image segmentation. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, **205**(2): 578–583
- 18 Ma M, Liang J H, Guo M, Fan Y, Yin Y L. SAR image segmentation based on artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, 2011, **11**(8): 5205–5214
- 19 Yang D D, Jiao L C, Gong M G, Liu F. Artificial immune multi-objective SAR image segmentation with fused complementary features. *Information Sciences*, 2011, **181**(13): 2797–2812
- 20 Liu Z, Fan X W, Lv F Y. SAR image segmentation using contourlet and support vector machine. In: Proceedings of the 5th International Conference on Natural Computation. Tianjin, China: IEEE, 2009. 250–254
- 21 Han P, Zhang R, Su Z G, Wu R B. An iterative segmentation algorithm of SAR image based on support vector machine. In: Proceedings of the 2nd Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar. Xi'an, China: IEEE, 2009. 676–679
- 22 Carvalho E A, Ushizima D M, Medeiros F N S, Martins C I O, Marques R C P, Oliveira I N S. SAR imagery segmentation by statistical region growing and hierarchical merging. *Digital Signal Processing*, 2010, **20**(5): 1365–1378
- 23 Li W, Benie G B, He D C, Wang S R, Ziou D, Hugh Q, Gwyn J. Watershed-based hierarchical SAR image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, **20**(17): 3377–3390
- 24 Galland F, Bertaux N, Réfrégier P. Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(9): 995–1006
- 25 Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(5): 1328–1337
- 26 Cai W L, Chen S C, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(3): 825–838
- 27 Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, **34**(4): 1907–1916
- 28 Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(5): 603–619
- 29 Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 888–905
- 30 Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(2): 167–181
- 31 Meyer F. An overview of morphological segmentation. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2001, **15**(7): 1089–1118
- 32 Levinstein A, Stere A, Kutulakos K N, Fleet D J, Dickinson S J, Siddiqi K. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(12): 2290–2297
- 33 Clausi D A, Deng H. Design-based texture feature fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(7): 925–936
- 34 Randen T, Husoy J H. Filtering for texture classification: a comparative study. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, **21**(4): 291–310

- 35 Clausi D A. Comparison and fusion of co-occurrence, Gabor and MRF texture features for classification of SAR sea-ice imagery. *Atmosphere-Ocean*, 2001, **39**(3): 183–194
- 36 Yu H, Zhang X R, Wang S, Hou B. Context-based hierarchical unequal merging for SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(2): 995–1009
- 37 Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 1973, **3**(3): 32–57
- 38 Bezdek J C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York, USA: Plenum, 1981
- 39 Bloch I. Information combination operators for data fusion: a comparative review with classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 1996, **26**(1): 52–67
- 40 Desolneux A, Moisan L, Morel J M. *From Gestalt Theory to Image Analysis: A Probabilistic Approach*. New York, USA: Springer Verlag, 2007



余 航 西安电子科技大学博士研究生. 2005 年获得西安电子科技大学学士学位. 主要研究方向为合成孔径雷达图像理解与解译, 模式识别, 计算机视觉. 本文通信作者.

E-mail: yuhang9551@163.com

(YU Hang) Ph.D. candidate at Xidian University. He received his bachelor degree from Xidian University in 2005. His research

interest covers synthetic aperture radar image analysis and understanding, pattern recognition, and computer vision. Corresponding author of this paper.)



焦李成 西安电子科技大学教授. 1982 年获得上海交通大学学士学位, 1984 年和 1990 年获得西安交通大学硕士、博士学位. 主要研究方向为信息与信号处理, 自然计算, 智能信息处理.

E-mail: lchjiao@mail.xidian.edu.cn

(JIAO Li-Cheng) Professor at Xidian University. He received his bachelor

degree from Shanghai Jiao Tong University in 1982, master and Ph.D. degrees from Xi'an Jiaotong University in 1984 and 1990, respectively. His research interest covers signal and image processing, natural computation, and intelligent information processing.)



刘 芳 西安电子科技大学教授. 1984 年获得西安交通大学学士学位, 1995 年获得西安电子科技大学硕士学位. 主要研究方向为信号与图像处理, 多尺度几何分析, 人工智能, 学习算法和数据挖掘.

E-mail: f63liu@163.com

(LIU Fang) Professor at Xidian University. She received her bachelor de-

gree from Xi'an Jiaotong University in 1984 and the master degree from Xidian University in 1995. Her research interest covers signal and image processing, multiscale geometry analysis, learning algorithms, and data mining.)