

基于区域 MRF 和贝叶斯置信传播的 SAR 图像分割

宋晓峰^{1,2}, 王 爽², 刘 芳^{1,2}

(1. 西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071; 2. 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, 陕西西安 710071)

摘 要: 本文通过定义新的势函数, 将贝叶斯置信传播算法和区域 MRF 模型有效结合, 提出了一种 SAR 图像分割算法. 考虑到 SAR 图像丰富的纹理信息, 该算法对分水岭分割后的过分割区域提取纹理特征, 在得到的区域邻接图上构建 MRF 模型, 并加入区域灰度均值和方差作为区域特征, 利用 FCM 聚类的初分割结果定义区域的关联势函数, 并将区域特征引入到置信传播算法中, 定义了新的交互势函数. 该算法充分利用了 SAR 图像空间的背景信息, 所定义的新的交互势函数能在促进分割结果区域一致性的同时较好保护边缘. 实验结果表明, 相对于其他 MRF 模型分割算法, 本文算法能取得更好的分割效果.

关键词: SAR 图像; 马尔科夫随机场; 贝叶斯置信传播; 交互势函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 12-2810-06

SAR Image Segmentation Using Markov Random Field Based on Regions and Bayes Belief Propagation

SONG Xiao-feng^{1,2}, WANG Shuang², LIU Fang^{1,2}

(1. School of Computer Science & Technology, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Key Lab of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Through defining the new potential functions, a SAR image segmentation method is proposed based on Bayes belief propagation and regional MRF model. Considering the rich texture information of SAR images, texture features are extracted from the watershed over-segmented regions, and then an MRF model is defined over the region adjacency graph of the initially segmented regions. Features of each small region are denoted by the texture features, the average and variance of the gray level of all the pixels in each region. The associated potential function is defined by the initial segmentation obtained from FCM clustering with the region. The features of the small regions are introduced to the interaction potential function. The new interaction potential function can effectively protect edge and promote regional consistency at the same time. In the experiments, the proposed algorithm is compared with other MRF image segmentation algorithms using real SAR images. The experimental results show that the proposed method is more effective for SAR image segmentation.

Key words: SAR image; Markov random field; Bayes belief propagation; interaction potential function

1 引言

分割是 SAR 图像识别和解译的关键步骤. 目前, 存在着众多的 SAR 图像分割方法和技术^[1], 如基于区域的分割方法^[2], 基于边界的分割方法^[3], 基于聚类的分割方法^[4,5]以及基于空域统计模型的分割方法^[6]等, 这些方法都有一定的优势和缺陷.

近年来, 基于 MRF 模型的分割方法在 SAR 图像分

割方面取得了很大的成功^[7], 利用 MRF 模型进行图像分割, 本质上是通过运用图像的局部邻域信息把图像分割问题转化为贝叶斯框架下最大后验概率的计算问题, 而最大后验概率的计算问题是一个 NP 难的组合优化问题, 传统的求解方法包括 ICM(iterated conditional model)方法, 模拟退火(simulated annealing)方法等, 但是前者收敛很快, 解的质量却较差, 后者的计算量则非常大. 最近一些新的最大后验概率计算方法, 如贝叶斯置信传

收稿日期: 2008-08-04; 修回日期: 2010-07-20

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60702062, 60703109, 60970066, 60972148, 60971128); 国家 863 高技术研究发展计划(No. 2008AA01Z125, 2009AA12Z210); 国家部委科技项目资助项目(No. XADZ2008159); 中国博士后科学基金特别资助项目(No. 200902587); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(No. JY10000902001, JY10000902032, JY10000902038, JY10000902043); 高等学校学科创新引智计划(111 计划)(No. B07048)

播^[8](Bayes belief propagation),图切(graph cut)等受到了越来越多的关注,前者则是本文关注的重点.贝叶斯置信传播采用消息传递的方式来实现推理,最初被用于解决无环贝叶斯网络上的概率推理问题,后来被研究者直接应用于其它图模型,如 MRF,CRF(conditional random fields)等,并在图像恢复和立体视觉等低层视觉问题方面取得了良好效果^[9].MRF 模型和贝叶斯置信传播的有效结合也引起越来越多人的兴趣^[10].在传统 MRF 分割算法的先验模型中,其势函数主要根据标号对图像分割过程中的不一致性(空间中相邻的像素或区域具有不同的标号)进行惩罚,没有考虑相邻像素点或区域在特征上的相似性,因此很难在促进分割结果区域一致性的同时较好的保持边缘.基于以上原因,本文将 MRF 模型和贝叶斯置信传播相结合,通过定义新的交互势函数和关联势函数,提出了一种有效的 SAR 图像分割算法.该算法分为过分割、特征提取、初分割和区域 MRF 分割四个阶段.首先使用分水岭算法对图像进行过分割,在得到的区域邻接图上构建 MRF 模型;考虑到 SAR 图像丰富的纹理信息,对于过分割得到的各个小区域,采用非下采样塔形方向滤波器组^[11]提取纹理特征,并将其与区域的灰度均值和方差一起作为区域特征,通过模糊 C 均值(FCM)聚类完成初始分割;最后,在区域 MRF 模型框架下,给出了利用贝叶斯置信传播求解最大后验概率估计中交互势函数的定义,并利用初分割定义关联势函数,使得在通过置信传播算法实现对图像分割的过程中,既促进了分割结果的区域一致性又较好的保持了边缘,克服了传统 MRF 先验模型根据标号对分割过程中的所有不一致性进行同等程度惩罚的不足.

2 MRF 模型和贝叶斯置信传播

MRF 是基于邻域系统和基团系统定义的,它将分割标号建模为与 Gibbs 分布对应的 MRF,通过信息的局部交互,逐渐扩散到整个图像.MLL(multi-level logistic)模型是一种常见的 MRF 模型,其基团的势函数通常定义如下式^[12]:

$$V_c = \begin{cases} \beta, & \text{all sites on } c \text{ not have the same label} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, c 为基团, β 为正常数.基于图像像素灰度的分割算法通常采用 8-邻域系统的 4 种类型的二阶基团.

基于上述 MRF 模型的图像分割算法,存在着明显的缺陷:

(1)计算复杂度很高.当像素个数为 $m \times n$,分类个数为 K 时,是一个复杂度为 $O(K^m \times n)$ 的遍历寻优问题,用模拟退火等随机性优化方法需要很长的时间才能收敛;

(2)先验模型过于简单.只考虑了像素邻域标号对于其的平滑性约束,没有考虑强度、纹理、边缘等信息对其的影响;

(3)后验概率的估计方法有待改进.传统的模拟退火等方法得到的解实际上和真正的最优解相去甚远,贝叶斯置信传播等一些新的后验概率估计算法正越来越受到关注.

2.1 基于区域的 MRF 图像模型

基于区域的 MRF 模型定义在过分割图像后得到的 RAG(Region Adjacency Graph)上^[13].如图 1 所示,假定图像被初始分割为 Q 个区域,记为 R_1, R_2, \dots, R_Q ,若每一个区域表示一个节点,则 RAG 可表示如下: $G = \{R, E\}$ 为一个 RAG,其中 $R = \{R_i: 1 \leq i \leq Q\}$ 表示区域节点的集合, E 表示连接这些节点的边.进一步,定义 RAG 上的邻域系统 $N = \{N(R_i): 1 \leq i \leq Q\}$, $N(R_i)$ 表示与区域 R_i 相邻接的区域的集合.区域的标号 $X = \{x_i: 1 \leq i \leq Q\}$ 表示 R 中的每个区域 R_i 的标号,其中 $x_i \in L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$, L 表示图像所有类别的集合, K 为类别数.

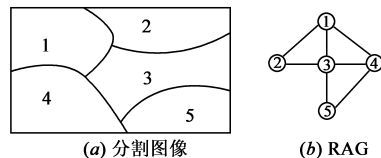


图1 RAG(Region Adjacency Graph)示意图

若假设 Ω 表示图像各区域所有可能的分割(标记)结果,即:

$$\Omega = \{x = (x_1, x_2, \dots, x_Q): x_i \in L, 1 \leq i \leq Q\} \quad (2)$$

那么, X 是关于邻域系统 N 的一个 MRF,则图像分割就转化为使标记场 X 的后验概率最大.

因此,正确的分割就需要最大化后验概率 $P(X|Y)$.传统的求解 MRF 最大后验概率估计的方法包括 ICM,模拟退火等方法.贝叶斯置信传播作为一种新的推理方法在实现最大后验概率估计方面取得了良好的效果.

2.2 贝叶斯置信传播(Bayes belief propagation)

贝叶斯置信传播是概率图模型上的一种有效推理算法.对于无环的概率图,贝叶斯置信传播可以得到准确的推理结果,而 MRF 属于有环图,尽管如此贝叶斯置信传播也能收敛于一个较好的近似解^[8~10].利用贝叶斯置信传播解决 MRF 的最大后验概率估计主要通过以下两步完成:

(1)节点之间的信息传递:

$$m_{i \rightarrow j}^t = \max_{x_i} \left(\phi_i(x_i, y_i) \psi_{i,j}(x_i, x_j) \prod_{k \in N(i) \setminus j} m_{k \rightarrow i}^{t-1}(x_i) \right) \quad (3)$$

(2)节点置信度的计算:

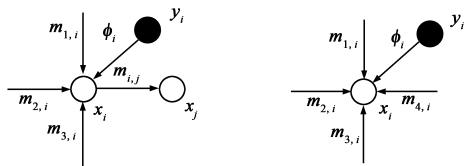
$$b_j(x_j) = \varphi_j(x_j, y_j) \prod_{i \in N(j)} m_{i \rightarrow j}^T(x_j) \quad (4)$$

这里采用的是 Max-Product 算法, $\phi_i(x_i, y_i)$ 表示随机变量 x_i 和观察值 y_i 的关联势函数, $\psi(x_i, x_j)$ 表示两个相邻节点的交互势函数, 在 MRF 图像模型下可以分别表示为:

$$\phi_i(x_i, y_i) = \exp(\ln g_i(y_i | x_i)) \quad (5)$$

$$\psi_{i,j}(x_i, x_j) = \exp(-V_c(x_i, x_j)) \quad (6)$$

$m_{i \rightarrow j}^t$ 表示第 t 次迭代时, 节点 i 传递给节点 j 的信息, $b_j(x_j)$ 表示经过 T 次迭代后节点 j 为 x_j 的置信度. 经过若干次迭代后, 对每一节点, 使 $b_j(x_j)$ 取得最大值的标号 \hat{x}_j 被选择. 贝叶斯置信传播算法的图形化表示如图 2 所示.



(a) 计算节点 i 到节点 j 的消息 $m_{i,j}$ (b) 计算节点 i 的置信度 b_i

图 2 贝叶斯置信传播示意图

3 基于 MRF 模型和贝叶斯置信传播的 SAR 图像分割

3.1 势函数的定义

结合区域 MRF 模型和贝叶斯置信传播进行图像分割, 就是通过贝叶斯置信传播求取 MRF 的最大后验概率估计. 因此, 关键在于关联势函数 $\phi_i(x_i, y_i)$ 和交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$ 的选择.

区域的关联势函数 $\phi_i(x_i, y_i)$ 表示随机变量 x_i 和观察值 y_i 之间的关联程度, 我们令其观测值 y_i 为区域的特征 F_i , x_i 表示第 i 个区域的类别. 为了更好的度量其相关性, 本文算法通过对区域特征进行模糊 C -均值聚类来获得初始分割的区域标记, 利用聚类所求得区域隶属度来定义关联势函数. $\phi_i(x_i, y_i)$ 定义为 $\phi_i(x_i, F_i) = \mu(F_i, x_i)$, 表示类条件概率. 其中, $\mu(F_i, x_i)$ 表示第 i 个区域对 x_i 的隶属度.

对于两个相邻区域间的交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$, 我们定义为如下形式:

$$\psi(x_i, x_j) = \begin{cases} \exp(-(\nabla F/k)^2), & \nabla F < \nabla F_0^k \\ \gamma, & \nabla F \geq \nabla F_0^k \end{cases} \quad (7)$$

其取值表示相邻区域为同一类的概率. $\psi(x_i, x_j)$ 取值越大, 相邻区域为同一类的概率就越大, 则对分割过程中的一致性(相邻区域为不同类别, 即边缘)惩罚度就越强; 反之, $\psi(x_i, x_j)$ 值越小, 相邻区域为同一类的概率就越小, 则对分割过程中的一致性惩罚度就越弱. 在式(7)中, $\nabla F = \|F_i - F_j\|, i = 1, \dots, Q, j \in N(R_i)$, 表示相邻区域的特征距离, 根据式(8)

$$\nabla F = (\nabla F - \nabla F_{\min}) / (\nabla F_{\max} - \nabla F_{\min}) \quad (8)$$

将其归一化到 $[0, 1]$ 之间.

其中, $\nabla F_{\min} = \min_{i,j \in N(R_i)} \nabla F, \nabla F_{\max} = \max_{i,j \in N(R_i)} \nabla F$. γ 为正常数, $\nabla F_0^k = \sqrt{-k^2 \times \log(0.5)}$. 参数 k 随着置信传播算法的迭代运行按式(19)进行动态的改变, 用以逐步加强对分割过程中不一致性的惩罚, 相对于在整个迭代过程中参数 k 取一确定的值, 采用由小到大动态的改变 k 的取值的方式显然更为合理.

$$k = \alpha + \lambda \times t, \quad k \leq 1.2 \quad (9)$$

其中, $\alpha = \frac{1}{|E|} \sum_{i=1}^Q \sum_{j \in N(R_i)} \nabla F$ 表示图像中所有相邻区域特征差值的平均, $|E|$ 为邻接边 E 的总数目, λ 和 t 分别为迭代算法的步长和迭代次数.

$\psi(x_i, x_j)$ 定义为一个分段函数, 当 $\nabla F < \nabla F_0^k$ 时, 交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$ 为指数函数, 随着参数 k 的变化而不同, 当 $\nabla F \geq \nabla F_0^k$ 时, $\psi(x_i, x_j)$ 则为常数. 图 3 中给出了交互势函数指数部分的变化曲线. 由图 3 可以看出, 对于 k 的某一确定值, 如 $k = 0.3$ 时, $\nabla F_0^k = \sqrt{-(0.3)^2 \times \log(0.5)} = 0.2498$, 当 $\nabla F < \nabla F_0^k$ 时, $\psi(x_i, x_j)$ 的取值由相邻两区域的特征距离 ∇F 决定, 即 $\psi(x_i, x_j) = \exp(-(\nabla F/k)^2)$, 当 $\nabla F \geq \nabla F_0^k$ 时, 若仍取 $\psi(x_i, x_j) = \exp(-(\nabla F/k)^2)$, 从图 3 中可以观察到, 这时 $\psi(x_i, x_j)$ 的取值过小, 即对分割过程中不一致性的惩罚过弱, 不利于促进分割结果的区域一致性, 因此取 $\psi(x_i, x_j) = \gamma$, 实验中 γ 的取值范围为 $0.4 \leq \gamma \leq 0.5$ 比较合适.

对于参数 k, λ, t 的取值范围, 由图 3 可以看出, k 取值越大, 对于相同的 $\nabla F, \psi(x_i, x_j)$ 的取值越大, 即对分割过程中不一致性的惩罚程度越大, 反之, k 取值越小, 对分割过程中不一致性的惩罚程度越小. 若 $k = 1.2$, 即使 $\nabla F = \nabla F_{\max} = 1$ 时, $\psi(x_i, x_j)$ 的取值已经为 0.5, 所以参数 k 的取值范围为: $\alpha < k \leq 1.2$ 比较合适. 相应地, 步长 λ 和迭代次数 t 的取值应控制为: $\lambda \times t \leq 1.2 - \alpha$. λ 的取值越小, 分割的过程越精细, 但迭代次数

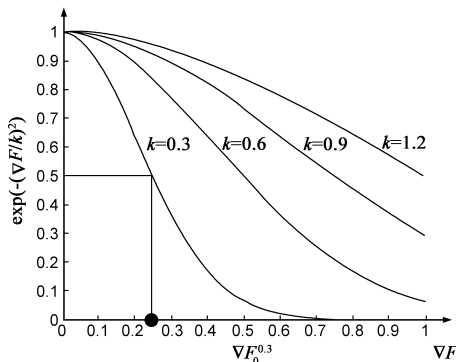


图 3 交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$ 指数部分的变化曲线

t 需要较多,反之, λ 越大,分割过程越粗糙,但迭代次数 t 需要较少.

相对于传统 MRF 分割算法,本文定义的交互势函数在促进分割结果区域一致性的同时能更好的保持边缘,这是因为:

(1)传统 MRF 方法的先验模型,主要是根据标号对图像分割过程中的不一致性进行惩罚.参数 β 越大,对分割过程中的不一致性惩罚越大,反之则越小.但是,在参数 β 给定的情况下,这种惩罚对分割过程的所有不一致性是同等程度的,没有根据相邻像素点或区域在特征上的相似性而进行不同程度的惩罚,因此不能在促进分割区域一致性的同时有效的保持边缘.此外,如何有效地选取 β 也是一件比较困难的事情.

(2)本文定义的交互势函数能根据相邻区域在特征上的相似度来确定对分割过程中不一致性的惩罚程度.从图 3 中可以看出,对特征值差别较大的相邻区域,区域间存在边缘的可能性较大,则交互势函数的值就较小,即对强不一致性惩罚较弱;对特征值差别较小的相邻区域,区域间存在边缘的可能性就较小,则交互势函数的值就较大,即对弱不一致性惩罚较强.并且随着参数 k 在迭代过程中的逐步增大,对强弱不一致性的惩罚都在加大,但对两者惩罚程度间的差别在缩小,这都有利于在促进区域一致性的同时,也较好的保持图像的边缘.

3.2 分割算法步骤

下面给出本文所提出的基于区域 MRF 和贝叶斯置信传播的 SAR 图像分割算法,其主要步骤如下:

Step1 使用分水岭算法对图像进行过分割;

Step2 对图像过分割后得到的各个小区域,提取其对非下采样塔形方向滤波器组响应的平均能量来表示其纹理特征,

$$E_i = (E_{i,1}, E_{i,2}, E_{i,3}, \dots, E_{i,D}) \quad (10)$$

其中, $E_{i,d} = \frac{1}{N} \sum \|\text{coef}(m, n)\|$, D 为总的子带数目.若 G_i 表示第 i 个区域的强度均值, σ_i^2 表示其方差,则各小区域的特征可表示为:

$$F_i = (G_i \quad \sigma_i^2 \quad E_i) \quad (11)$$

Step3 根据提取的各个小区域的特征 F_i ,使用模糊 C 均值算法完成对图像的初分割.用最终得到的各区域特征对聚类中心的隶属度来表示 MRF 中的类条件概率,即关联势函数

$$\phi_i(F_i, x_i) = \mu(F_i, x_i) \quad (12)$$

Step4 按式(7)计算两个相邻区域间的交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$;

Step5 在以上势函数定义的基础上,根据式(3)和(4),利用贝叶斯置信传播完成最大后验概率估计,最

后由式(13)得到分割结果.

$$x_i = \arg \max_{x_i} b(x_i) \quad (13)$$

3.3 分割算法的时间与空间复杂度分析

分割算法分为过分割、特征提取、初分割、区域 MRF 模型分割四个阶段.过分割利用分水岭算法来实现,其时间复杂度为 $O(4n + n_2 + n_3 \log n_3)$,其中 n 为图像包含像素的个数, n_2 为贮水盆地坡面平台区域和宽分水岭区域内的像素数, n_3 为局部极小区域内像素数.由于 $n_2, n_3 \ll n$,因此其时间复杂度为 $O(n)^{[14]}$,空间复杂度为 $O(n)$;特征提取部分利用非下采样塔形方向滤波器组实现,其时间复杂度同样为 $O(n)^{[11]}$,空间复杂度为 $O(B \cdot n)$,其中 B 表示分解的子带数目,且 $B \ll n$,因此其空间复杂度近似为 $O(n)$;初分割利用 FCM 算法实现,其时间复杂度为 $O(N \cdot K \cdot m)$,空间复杂度为 $O(N)$,其中 N 表示分水岭过分割后区域的数目, K 表示分割的类别数, m 表示特征向量的维数. $K, m \ll N$,因此初分割的时间复杂度近似为 $O(N)$;区域 MRF 模型分割使用贝叶斯置信传播算法的时间复杂度为 $O(T \cdot N \cdot K^2)$,空间复杂度为 $O(M \cdot N + N)$,其中 M 表示各小区域邻接区域数目的最大值, T 表示迭代的次数,且 $M \ll N$,因此时间复杂度近似为 $O(T \cdot N)$,空间复杂度近似为 $O(N)$.综上,分割算法总的时间复杂度近似为 $O(n + T \cdot N)$,空间复杂度近似为 $O(n + N)$.

4 实验结果及分析

实验中分别比较了三种分割算法.其中算法 1 是文献[15]中基于像素点的随机场模型分割算法;算法 2 是区域 MRF 随机场模型与贝叶斯置信传播相结合的分割算法,但其中交互势函数直接定义为一个常数值,表示相邻区域为同一类的概率;算法 3 即为本文算法,结合了区域 MRF 模型和贝叶斯置信传播,其中交互势函数采用式(3)的定义形式.算法 2 和算法 3 除了交互势函数的定义不同,其它步骤均相同的.实验对四幅真实的 SAR 图像进行了分割,其中前两幅图像为包含两类地物的 ERS-SAR 图像,后两幅为包含三类地物的 Ku 波段 SAR 图像.图 4(a)中包含陆地和冰面两个区域,图 5(a)则包含田地与森林两个区域,图 6(a)由河流、植被和平原三部分组成,图 7(a)为一幅机场地区的 SAR 图像,其中包含了机场跑道,建筑物和植被区域.

对于参数 λ, t 和 γ 的取值在实际应用中可根据需要进行合适的选择.实验中,对于前三幅图像 λ, γ 取为 0.005 和 0.5,对于第四幅图像 λ, γ 取为 0.005 和 0.4.置信传播算法收敛条件设为相对于前一次迭代各小区域置信度改变的最大值小于 0.01,或算法达到最大迭代次数(实验中取为 50 次).

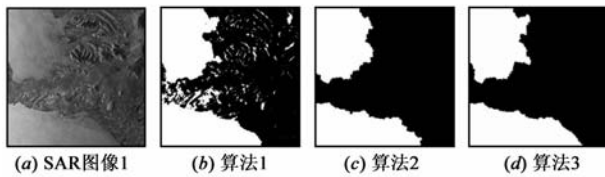


图4 SAR图像1的分割结果比较

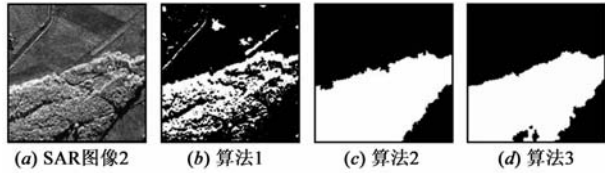


图5 SAR图像2的分割结果比较

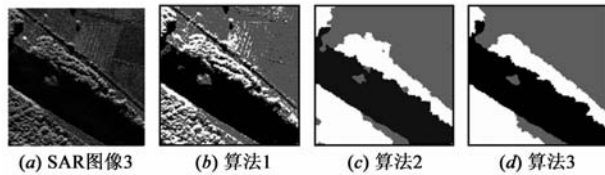


图6 SAR图像3的分割结果比较

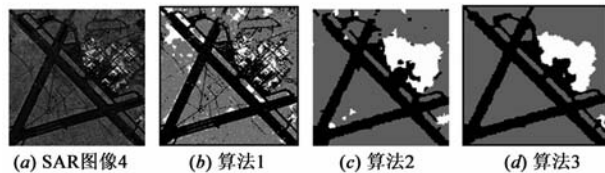


图7 SAR图像4的分割结果比较

从分割结果来看,算法3能较好的兼顾边缘的准确定位和区域的一致性.算法1中的方法是基于像素点的,该方法首先假设图像服从某种分布,然后通过最大后验概率计算来完成分割的,没有考虑图像所具有的纹理等信息,因此当图像不服从所假设的分布时,分割结果就很不理想.算法2和算法3的区别仅在于交互势函数的定义不同.算法2中的交互势函数定义为常数,决定了该方法不能根据区域特征上的相似性对分割过程中的不一致性进行惩罚,因此很难在促进分割结果区域一致性的同时较好的保持边缘.另外,虽然SAR图像存在的相干斑噪声干扰,但是由于本文方法是在过分割得到的区域邻接图上构建MRF模型的,因此在一定程度上减轻了噪声对分割结果的影响;此外本文算法还通过模糊C-均值聚类算法的初分割加快了后续迭代算法的收敛速度;而对于区域节点间的交互,本文引入区域特征,根据相邻节点在灰度、纹理等方面的相似性,来确定对不一致性的惩罚程度,并且惩罚程度随着迭代的进行逐步增大,但对强弱不一致性惩罚间的差别在减小,这样在促进区域一致性的同时也较好的保持了边缘;对于最大后验概率计算,贝叶斯置信传播算法利用信息传播的方式来实现全局最优配置,可以有效地避免局部极小,能给出一个好的近似解.

表1给出了三种分割算法的运行时间(单位:s),

程序均在 Matlab2009a

表1 三种算法分割时间比较

方法	算法1	算法2	算法3
SAR 图像 1	3819	135	211
SAR 图像 2	2567	106	148
SAR 图像 3	4233	215	260
SAR 图像 4	4429	225	274

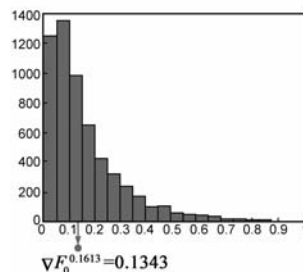
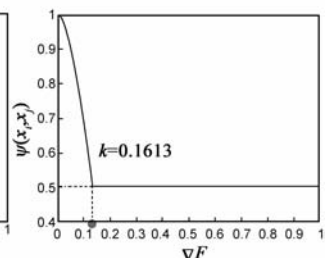
的环境下实现.由于算法2和算法3是基于区域MRF的,时间复杂性大大降低,分割时间也相对减少了很多.

此外,由于算法2的交互势函数的值是给定的,因此运行时间略少于算法3,但分割效果相对较差.

为进一步分析本文所定义交互势函数的有效性,我们以SAR图像1(如图4(a)所示)为例,对其过分割后的相邻区域特征差值 ∇F 进行了统计分析,并计算了交互势函数.该图像使用分水岭算法分割后有2064个过分割区域,图8是相邻区域特征差值 ∇F 的统计直方图,其中横坐标表示 ∇F 值的大小(归一化至 $[0, 1]$ 区间),纵坐标表示 ∇F 落在各个小区间内的次数(两个小区间取值间隔为0.05).对SAR图像1计算其交互势函数,其中 k 的初始取值为:

$$k = \alpha = \frac{1}{|E|} \sum_{i=1}^Q \sum_{j \in N(i,R)} \nabla F = 0.1613,$$

可以求得 $\nabla F_0^k = \sqrt{-k^2 \times \log(0.5)} = 0.1343$.由图8可以看出,有很大一部分 ∇F 的值是小于0.1343的.对于相邻区域的交互势函数,其特征差值位于不同区间,采用不同形式的交互势函数,即当 $\nabla F < 0.1343$ 时, $\psi(x_i, x_j) = \exp(-(\nabla F/k)^2)$;当 $\nabla F \geq 0.1343$ 时, $\psi(x_i, x_j) = \gamma = 0.5$,如图9所示,同样 k 取其它值时的情况也类似.由图9可以看出本文所定义的交互势函数是与相邻区域特征的差值 ∇F 和参数 k 相关的.

图8 相邻区域特征差值 ∇F 的统计直方图图9 $k=0.1613$ 时交互势函数 $\psi(x_i, x_j)$ 示意图

5 结论

针对现有MRF模型分割算法在SAR图像上分割的不足,提出将贝叶斯置信传播和区域MRF模型相结合用于SAR图像的分割.通过对交互势函数的有效定义,新算法能在促进分割结果区域一致性的同时较好保护边缘,和其它MRF模型分割算法相比,能取得更为理想的分割结果.但是,分割算法还需要指定分割类别数,下一步可以考虑如何实现基于图像数据本身驱动的完全无监督分割^[16].

参考文献:

- [1] 焦李成, 王爽, 侯彪. SAR 图像理解与解译研究进展[J]. 电子学报. 2005, 33(12A): 2423 - 2434.
Jiao Licheng, Wang Shuang, Hou biao. A review of SAR images understanding and interpretation[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12A): 2423 - 2434. (in Chinese)
- [2] 朱俊, 王世 ■, 计科峰, 粟毅. 一种适用于 SAR 图像的 2 维 Otsu 改进算法[J]. 中国图象图形学报. 2009, 14(1): 14 - 18.
Zhu Jun, Wang Shixi, Ji Kefeng, Su Yi. Improved 2D otsu algorithm for SAR images[J]. Journal of Image and Graphics. 2009, 14(1): 14 - 18. (in Chinese)
- [3] Rahma A. Al-Zahrani, Ali El-Zaart. SAR images segmentation using edge information[A]. In Proc IEEE ICCET 2010[C]. Chengdu, China: IEEE, 2010. 4. 496 - 499.
- [4] Xiangrong Zhang, Licheng Jiao, Fang Liu, Liefeng Bo, Maoguo Gong. Spectral clustering ensemble applied to texture features for SAR image segmentation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(7): 2126 - 2136.
- [5] 田小林, 焦李成, 缙水平. 基于 PSO 优化空间约束聚类的 SAR 图像分割[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 453 - 457.
Tian Xiaolin, Jiao Licheng, Gou Shuiping. SAR image segmentation based on spatially constrained FCM optimized by particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3): 453 - 457. (in Chinese)
- [6] Frédéric Galland, Jean-Marie Nicolas, Hélène Sportouche, Muriel Roche, Florence Tupin, Philippe Réfrégier. Unsupervised synthetic aperture radar image segmentation using fisher distributions[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8): 2966 - 2972.
- [7] Alexander Wong, Peter Yu, Wen Zhang, David A. Clausi. IceSynth II: Synthesis of SAR sea-Ice imagery using region-based posterior sampling[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(2): 348 - 351.
- [8] Y Weiss, W T Freeman. On the optimality of solutions of the max-product beliefpropagation algorithm in arbitrary graphs[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(2): 723 - 735.
- [9] P Felzenszwalb, D Huttenlocher. Efficient belief propagation for early vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(1): 41 - 54.
- [10] Yu Li, Jonathan Li, Michael A. Chapman. Segmentation of SAR intensity imagery with a voronoi tessellation, bayesian inference, and reversible jump MCMC algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(4): 1872 - 1881.
- [11] Cunha A L da, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions Image Process, 2006, 15(10): 3089 - 3101.
- [12] 何楚, 夏桂松, 曹永峰. 基于区域的 MRF 模型用于 SAR 图像分割[J]. 信号处理, 2005, 21(4A): 324 - 326.
He Chu, Xia Guisong, Cao Yongfeng. SAR image segmentation using MRF model based on regions[J]. Signal Processing, 2005, 21(4A): 324 - 326. (in Chinese)
- [13] Anjan Sarkar, Manoj K Biswas, K M S Sharma. A simple unsupervised MRF model based image segmentation approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5): 801 - 812.
- [14] Bieniek A, Moga A. An efficient watershed algorithm based on connected components[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(3): 907 - 916.
- [15] K Blekas, A Likas, N P Galatsanos, I E Lagaris. A spatially-constrained mixture model for image segmentation[J]. IEEE Transactions Neural Networks, 2005, 16(2): 494 - 498.
- [16] P Orbanz, JM Buhmann. Nonparametric bayesian image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision (IJCV), 2008, 77: 25 - 45.

作者简介:



宋晓峰 男. 1980 年 11 月出生于河南邓州. 2002 年毕业于郑州大学获学士学位, 2009 年毕业于西安电子科技大学获硕士学位. 现为西安通信学院讲师, 从事 SAR 图像处理方面的有关研究.

E-mail: fengye_xty@163.com



王爽 女. 副教授、硕士生导师、中国电子学会会员、IEEE 会员. 1978 年 6 月出生于陕西礼泉. 分别于 2000 年、2003 年和 2007 年在西安电子科技大学获工学学士、工学硕士和工学博士学位. 主要从事 SAR 图像处理、多尺度几何分析和信号稀疏表示等方面的研究工作.

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



刘芳 女. 教授、博士生导师、中国电子学会会员、IEEE 会员. 1963 年出生于北京. 1984 年和 1995 年分别在西安交通大学和西安电子科技大学获工学学士和工学硕士学位. 主要从事机器学习、优化计算和 SAR 图像处理等方面的研究工作.

E-mail: f63liu@163.com