

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0135-06
论文索引信息: 付辉敬, 田铮. 遥感图像分割中的信息割算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 135-140

遥感图像分割中的信息割算法

付辉敬¹⁾, 田铮^{1),2)}

¹⁾ (西北工业大学理学院应用数学系, 西安 710129)

²⁾ (中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 提出了一种改进的信息割(MIC)算法。首先证明了信息割(IC)模型与 Cauchy-Schwarz cut(CScut)等价, 并通过图谱方法给出 IC 目标函数优化问题的最优解; 其次利用图像中像素点间的灰度和空间关联性, 在 IC 算法的基础上提出一种 MIC 算法, 该算法首次使用联合灰度信息和空间位置信息的 Parzen 窗函数来估计概率密度函数, 降低了图像中灰度变化对图像分割的影响。加噪合成图像及遥感图像分割实验结果表明 MIC 算法较 IC 算法具有更好的抗噪性能, 且与图谱方法相比计算复杂度显著降低。

关键词: 图像处理; 信息割; 图谱方法; Parzen 窗; 遥感图像分割

Information cut in remote sensing image segmentation

Fu Huijing¹⁾, Tian Zheng^{1),2)}

¹⁾ (Department of Applied Mathematics, School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129 China)

²⁾ (The State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101 China)

Abstract: A modified information cut algorithm(MIC) is presented. First, information cut(IC) model is demonstrated to be equivalent to Cauchy-Schwarz cut(CScut), and then the optimal solution of IC objective function using graph spectral method is proposed; Using both the gray and space relationship of pixels in an image, a MIC algorithm is proposed based on IC algorithm, this method firstly utilizes Parzen windowing function that combines gray information and space information to evaluate probability density functions, and thus reduces the effect of gray changes to image segmentation. Experiments using synthetic image with noise and remote sensing images indicate that MIC algorithm has better anti-noise performance than IC algorithm, and lower computational complexity compared with graph spectral methods.

Keywords: image processing; information cut; graph spectral method; Parzen windowing; remote sensing image segmentation

0 引言

将一幅图像分成彼此不交叠的若干个区域的过程称之为图像分割, 它是图像处理的一个重要研究

内容, 在计算机视觉、目标识别和遥感图像处理等方面具有重要的应用价值^[1]。目前, 图像分割中的一个重要的研究热点是基于图和图谱理论的聚类方法, 如 Ncut(normalized cut)方法^[2]、Ratio Cut方法^[3]以及 Min-max Cut方法^[4]等。这类方法首先将

收稿日期: 2009-09-17; 修回日期: 2010-01-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(60375003); 国家航空基金项目(03153059)。

第一作者简介: 付辉敬(1983—), 女。西北工业大学应用数学系博士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。

E-mail: fuhuijing2888@126.com。

图像映射为一个赋权无向图,然后构造一个与图割关联的目标函数,通过图谱方法解决该目标函数的优化问题,最终得到分割结果。图谱聚类方法需要计算矩阵的特征值和特征向量,因此内存需求和计算复杂度均很高。另外,基于信息理论思想的聚类方法也引起了许多研究者的重视,已有的主要算法包括 Gockay^[5]和 Principe 提出的基于 Renyi 熵的聚类算法、Roberts 等人提出的基于最小分割熵的分割法^[6],以及 Watanabe 利用归并模型和合并方法进行数据聚合的聚类方法^[7]等。这些分割技术均建立在计算所有聚类概率的代价函数基础上,且只适用于较小的数据集。

信息割(IC)^[8]是一种结合信息理论与图割的新的聚类方法,它利用信息理论解决了 IC 目标函数的优化问题。现有的 IC 算法中用来估计图像聚类概率密度函数的 Parzen 窗仅使用了像素点的灰度信息,而图像灰度一般会因为噪声的影响而发生改变,容易引起分割中像素点的错误聚类。本文首先证明了 IC 模型与 CScut 模型^[9]等价,然后利用图谱理论对 IC 的优化问题进行研究,得出其全局最优解。其次,考虑到在图像分割中,聚类内及不同聚类间的像素点之间既具有灰度联系又具有空间位置联系,本文在 IC 算法的基础上提出一种改进的信息割算法(MIC),该算法使用联合灰度信息和空间位置信息的 Parzen 窗函数来估计概率密度函数,降低了灰度变化对图像分割的影响。加噪合成图像和遥感图像分割实验结果验证了 MIC 的有效性。

1 信息割谱方法分析及改进的信息割

1.1 信息割

信息论中的 Cauchy-Schwarz 散度为

$$D_{cs}(p_1, p_2) = -\log \frac{\int p_1(x)p_2(x) dx}{\sqrt{\int p_1^2(x) dx} \sqrt{\int p_2^2(x) dx}} \quad (1)$$

式中, $p_1(x)$, $p_2(x)$ 分别为两个概率密度函数。令 $x_i, i=1, \dots, N_1$,是来自密度 $p_1(x)$ 的数据点, $x_j, j=1, \dots, N_2$,是来自密度 $p_2(x)$ 的数据点,Robert 等人^[8]利用高斯型的 Parzen 窗函数

$$W(x, x_i) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left\{-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (d \text{ 为}$$

数据点的维数, σ 为尺度参数)对式(1)中的密度函数进行估计,得到这些分布的 Parzen 窗估计量为 $\hat{p}_1(x) = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} W_\sigma(x, x_i)$ 与 $\hat{p}_2(x) = \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} W_\sigma(x, x_j)$ 将它们代替式(1)中的概率密度函数,并根据高斯函数的卷积定理有 $\int W_\sigma(x, x_i) W_\sigma(x, x_{i'}) dx = W_{\sqrt{2}\sigma}(x_i, x_{i'})$,记 $W_{\sqrt{2}\sigma}(x_i, x_{i'})$ 为 $k_{ii'}$,即数据点 x_i 与 $x_{i'}$ 间的相似度。将对应于 $p_1(x)$ 的数据样本与子图 A 相联系,对应于 $p_2(x)$ 的数据样本与子图 B 相联系,提出了如下两聚类的信息割目标函数

$$O_{ic}(A, B) = \frac{\sum_{i,j=1}^{N_1, N_2} k_{ij}}{\sqrt{\sum_{i,i'=1}^{N_1, N_1} k_{ii'} \sum_{j,j'=1}^{N_2, N_2} k_{jj'}}} \quad (2)$$

在赋权无向图中,由于子图 A, B 的容量 $V(A) = \sum_{i,i'=1}^{N_1, N_1} k_{ii'}$, $V(B) = \sum_{j,j'=1}^{N_2, N_2} k_{jj'}$,图割 $C(A, B) = \sum_{i,j=1}^{N_1, N_2} k_{ij}$,所以 O_{ic} 等价于

$$O_{ic}(A, B) = \frac{C(A, B)}{\sqrt{V(A)V(B)}} \quad (3)$$

可见 IC 将信息理论与图割结合起来,最小化该目标函数等价于最小化类间相似度和最大化类内相似度。

1.2 IC 的图谱方法分析

利用图和图谱理论对 IC 目标函数的优化问题进行研究。设 V 为图的顶点集, N 为顶点个数,令 a 是一个 N 维的指示向量定义为

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{顶点 } i \in A \\ -1 & \text{顶点 } i \in \bar{A} \end{cases} \quad (4)$$

式中 A 为 V 的一个子集图的权矩阵为 $W = (w(i, j))_{N \times N}$,其中 $w(i, j)$ 是 W 的第 i 个顶点和第 j 个顶点间的相似度,顶点 i 的度为 $du(i) = \sum_j w(i, j)$, D 为由 $du(i)$ 构成的对角矩阵。

命题 1 IC 与 CScut 等价,利用图谱方法可得 IC 目标函数优化问题的全局最优解为 $(D^{-1/2}z^{(2)})^2$,其中 $z^{(2)}$ 为图的 Laplace 矩阵 $L = D^{-1/2}(D - W)D^{-1/2}$ 次小的特征向量。

证明: 由

$$C(A, B) = (\mathbf{1} + \mathbf{a})^T (D - W) (\mathbf{1} + \mathbf{a}) = (\mathbf{1} - \mathbf{a})^T (D - W) (\mathbf{1} - \mathbf{a}), \text{ 得出}$$

$$O_{IC}(A, B) = \frac{C(A, B)}{\sqrt{V(A)V(B)}} = \sqrt{\frac{C^2(A, B)}{V(A)V(B)}} = \sqrt{\frac{(\mathbf{1} + \mathbf{a})^T (\mathbf{D} - \mathbf{W}) (\mathbf{1} + \mathbf{a}) \cdot (\mathbf{1} - \mathbf{a})^T (\mathbf{D} - \mathbf{W}) (\mathbf{1} - \mathbf{a})}{(\mathbf{1} + \mathbf{a})^T \mathbf{W} (\mathbf{1} + \mathbf{a}) \cdot (\mathbf{1} - \mathbf{a})^T \mathbf{W} (\mathbf{1} - \mathbf{a})}}$$

由于 $O_{CScut}(A, B) = \frac{C^2(A, B)}{V(A)V(B)}$, 因此 IC 与 CScut 是等价的, 从而由 CScut^[10] 中的定理 2 可知利用图谱方法得出的 IC 的全局最优解是 $(\mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{z}^{(2)})^2$, 证毕。

1.3 MIC 算法

图像中像素点间的联系既包括灰度关联又包括空间位置关联, 因此针对图像分割结合两者提出一合适的相似度函数是十分必要的, 尤其对于含噪图像分割, 由于噪声的影响, 像素点的灰度会发生很大的变化, 单纯使用灰度信息易导致图像的误分割。常用的相似度函数通常为高斯型。Ncut^[2] 中使用的相似度函数为

$$w_{ij} = e^{-\frac{\|F_i - F_j\|_2^2}{\sigma_f^2}} \times \begin{cases} e^{-\frac{\|X_i - X_j\|_2^2}{\sigma_x^2}} & \text{如果 } \|X_i - X_j\|_2 < r \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中 F_i 和 X_i 分别为像素点 i 的灰度值和空间位置。由上式可知, 与某一像素点有关的像素点限制在半径为 r 的圆域中, 聚类的大小与 r 的取值成正比。 r 值太小易引起过分割, 而 r 取值太大, 则易引起欠分割。除此, 结合灰度和空间位置信息的高斯型相似度函数有 Min-max Cut^[5] 上的 $\exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|_2^2}{\sigma_1} - \frac{\|I_i - I_j\|_2^2}{\sigma_2}\right)$ 以及 Zelnik^[10] 的 $\exp\left(-\frac{d^2(s_i, s_j)}{\sigma_i \sigma_j}\right)$, 但上述相似度函数均未解决参数选取问题且不能直接应用于信息理论中估计概率密度函数。

为此, 提出一种结合像素点灰度信息和空间位置信息的高斯型 Parzen 窗函数, 形式为

$$W((\mathbf{F}, \mathbf{X}), (\mathbf{F}_l, \mathbf{X}_l)) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \times \exp\left(-\frac{\|\mathbf{F} - \mathbf{F}_l\|_2^2 + r\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_l\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中 X_l 为像素点的位置向量, r 为像素空间位置信息所占的比例参数, r 取值越大, 式(6)中空间位置信息所起的作用越大。 F_l 为像素点的灰度特征向量。可以证明式(6)所定义的函数可用作估计概率

密度的 Parzen 窗, 见命题 2。

命题 2 由式(6)所定义的函数是一个 1 维的 Parzen 窗函数。

证明 用于估计概率密度函数的 Parzen 窗函数应满足的条件为由其所得到的估计量 Φ 具有下列性质: 1) $\Phi(t) \geq 0$; 2) $\int \Phi(t) dt = 1$ 。

$$\begin{aligned} \text{令 } \mathbf{u} &= (\mathbf{F}, \sqrt{r}\mathbf{X})^T, \text{ 则有} \\ W(\mathbf{u}, \mathbf{u}_l) &= W((\mathbf{F}, \mathbf{X}), (\mathbf{F}_l, \mathbf{X}_l)) = \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{F} - \mathbf{F}_l\|_2^2 + r\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_l\|_2^2}{2\sigma^2}\right) = \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{u} - \mathbf{u}_l\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned}$$

显然, 由式(5)导出的概率密度估计量 $\Phi(\mathbf{u}) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N W(\mathbf{u}, \mathbf{u}_l)$ 满足上述条件中的性质 1) 2)。因此式(6)中的函数是一个 1 维的 Parzen 窗函数。

证毕

通过上述结合灰度和空间信息的 Parzen 窗函数, 得到改进的信息割算法 (MIC), 同时给出比例参数 r 的选取准则:

1) 由于尺度参数 σ 度量了尺度大小, 参数 r 表示空间位置信息在相似度度量中所占的比例。尺度越小, 空间位置信息所起的作用就应越大, 因此 r 应与尺度参数 σ 成反比。

2) 参数 r 与图像中的强度干扰有关。图像中的噪声越大, 像素点的灰度变化也会越大, 空间位置信息在相似度度量中所占的比例也应增大。

利用 MIC 算法进行图像分割的主要步骤如下:

1) 输入图像数据点 $(X_i, F_i), i = 1, \dots, N$, 选取聚类数目 N_c 、终止参数 ε 和循环次数 n , 利用随机数为每一个数据点产生一个 N_c 维的初始类成员向量 m_i ;

2) 计算尺度因子 σ 和比例因子 r , 利用式(2)估计聚类的概率密度函数并计算每两个像素点间的相似度 $k_{ij} = W_{\sqrt{\sigma}, r}((X_i, F_i), (X_j, F_j))$, 利用该相似度和类成员向量计算出目标函数值 O_{ic} ;

3) 利用梯度下降法计算新的类成员向量 m'_i 和新的目标函数值 O'_{ic} ;

4) 若 $|O'_{ic} - O_{ic}| < \varepsilon$ 或达到循环次数 n , 则终止算法, 根据类成员向量将图像数据点 (X_i, F_i) 进行聚类, 输出聚类结果; 否则将目标函数值和类成员向量更新, 转步骤 2) 继续执行。

鉴于图谱方法较高的计算复杂度, 本文采用基于梯度下降的方案^[9]解决目标函数的优化问题, 由于梯度方法在处理非凸函数的优化问题时易收敛于局部最小解, 因此采用尺度因子随时间递减而比例因子递增的多尺度分割算法。

计算步骤中各变量具体的推导和计算详见文献[8]。

另需注意的是, 本文提出的基于灰度和空间位置信息的 Parzen 窗及其参数的选取准则对于其他分割算法中的相似度度量也同样适用。

2 实验结果及分析

利用文献[11]提出的采样数定理确定图像分

割实验中像素点的采样数, 首先对采样点进行聚类, 然后根据距离最近准则将其余像素点进行聚类从而得到图像分割结果, 这不仅可简化图像分割中的计算问题, 而且由文献[11]知该抽样方法能以 0.95 的概率保证聚类的正确性。在混合模式和退火模式下的 IC 和 MIC 算法分割实验中, 均采用以下参数选取方案: 循环次数 $n = 200$, 终止参数 $\varepsilon = 0.01$ 。实验中人为地选取聚类数目 C 。

2.1 加噪合成图像分割实验

为检验本文方法的有效性, 对 $C = 5$ 、大小为 256×256 的含椒盐噪声的合成图像分别进行 IC 和 MIC 算法分割实验, 结果如图 1 所示, 其中采样数 $n_s = 50$, 在 MIC 分割实验中选取的比例参数 $r = 0.0005$ 。经灰度直方图统计, 两种方法的误分点数目及误分率比较列于表 1, 可见本文方法的误分率低于 IC 算法, 究其原因, 后者只利用了像素点的灰度信息, 而 MIC 算法则能结合噪声点的空间信息将其成功地聚类。

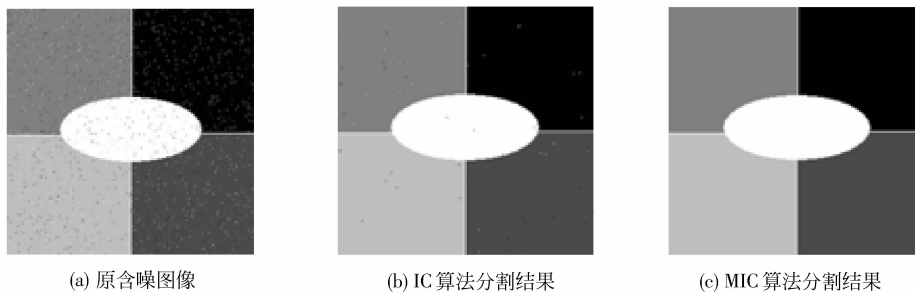


图 1 加噪合成图像分割结果

Fig. 1 The segmentation results of artificial image with noises

表 1 两种分割方法误分率的比较

Tab. 1 Error ratio comparison of two segmentation methods

数据分析	方法	
	IC	MIC
误聚类点数	51	0
误分率/%	0.08	0

2.2 比例参数对分割结果的影响实验

选取不同的比例参数 r 对大小为 481×321 的光学图像进行实验。根据参数 r 的选取准则 1), 实验中采取了尺度因子 σ 随时间递减、比例因子 r 随 σ 增大的方案: $\sigma_{START} = 2\sigma_{AMISE}$, $\sigma_{STOP} = 0.5\sigma_{AMISE}$, $r_{START} = 0$, r_{STOP} 选取不同的值。图 2 给出了不同 r 取值下的 MIC 算法分割实验结果, 可见 r 取值的增大可使背景像素点的错误聚类减少, 当 $r_{STOP} =$

0.0005 和 $r_{STOP} = 0.001$ 时, 能将目标与背景清晰地分离, 当进一步增大 r 取值时, 螺旋桨的细节信息将会丢失。以 Berkeley 大学人工分割结果为标准参考, 经灰度直方图统计得出 IC 算法的误分像素点数为 3916, 其误分率为 2.54%; MIC 算法的误分像素点数为 1575, 其误分率为 1.02%。这里采样数 $n_s = 50$ 。

除此, 针对 r 取值进行的大量实验结果表明, r 取值的增大有利于大区域的分割, 但其负效应是部分细节信息的丢失。因此在实际应用中应合理地选取 r 值, 使其既能分割出感兴趣的目標, 又能保持所需的细节信息。

2.3 遥感图像分割实验

将 IC、MIC 及经典的图谱聚类方法 Neut 分别应用于遥感图像分割中, 结果由图 3 所示, 第 1 行从左

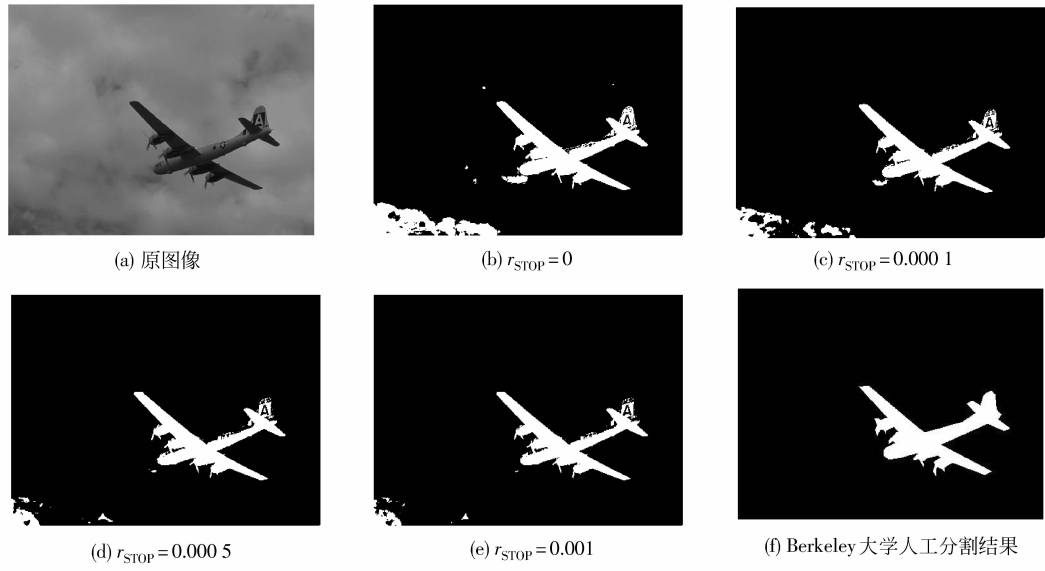


图 2 不同 r 取值的分割结果

Fig. 2 The segmentation results with different values of r

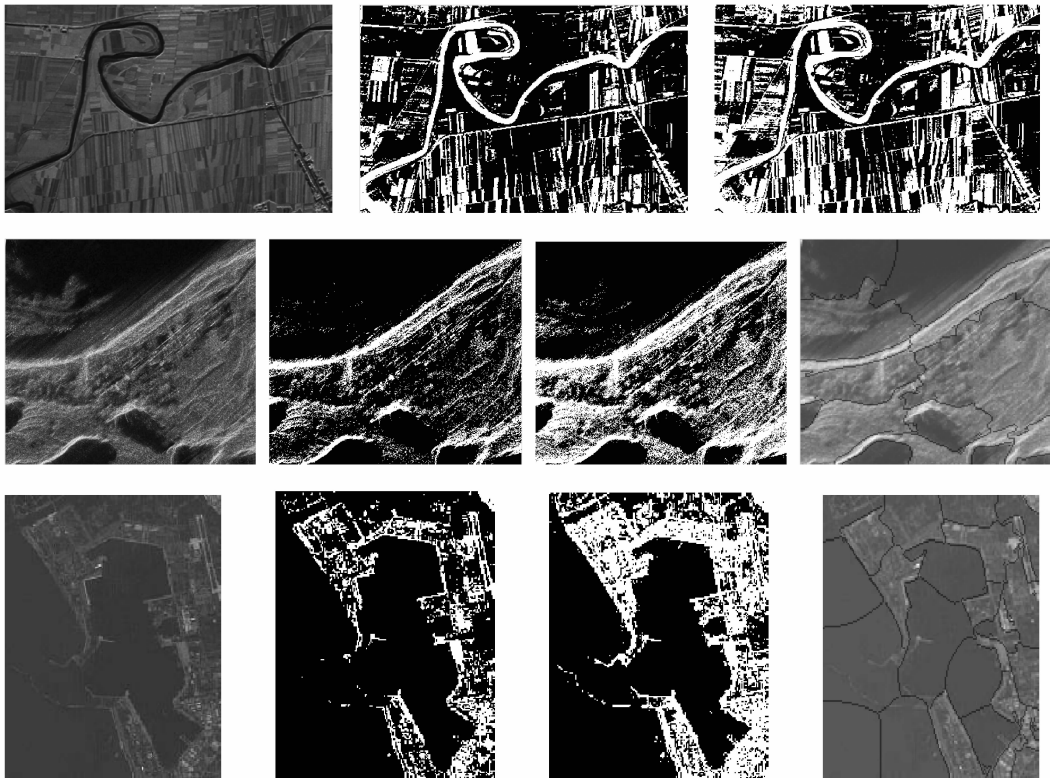


图 3 遥感图像分割实验

Fig. 3 Image segmentation experiments of remote sensing images

到右依次为原图像、IC 分割结果和 MIC 分割结果,第 2、3 行从左到右依次为原图像、IC 分割结果、MIC 分割结果和 Ncut 分割结果。其中第一个实验针对西北工业大学无人机拍摄的、分辨率为 3 m、大小为 422×268 的遥感图像分别进行了 IC 和 MIC 分割实验,其中采样数 $n_s = 80$, $r = 0.0005$, Ncut 算法已失效;第二个待分割图像为中国科学院对地观测与数字地球科学中心发布的 5·12 汶川地震后南店坡村附近区域房屋受损的机载多波段高分辨率 SAR 影像,其大小为 500×446 ,实验中 n_s 取值为 80, r 取值为 0.001;最后的分割实验对象为一大小为 194×229 、分辨率为 5 m 的 SAR 图像,实验中 $n_s = 50$, $r = 0.0005$ 。由实验结果可知,与 IC 相比, MIC 更有效地降低了噪声对高光谱图像和 SAR 图像分割的影响,这是因为像素点间的空间结构的引入使得区域内部像素点的聚类更有效。3 幅图像的分割实验中, IC 和 MIC 选取 $N_c = 2$, 而 Ncut 采用的 N_c 分别为 15 和 30, 但由后两幅图像的 Ncut 分割结果易见, 仍存在部分未分割出的区域。与 MIC 相比, 对于区域边缘邻近像素点, Ncut 的误分率很高, 且在 Ncut 的分割结果中, 某些区域欠分割而某些区域却过分割, 究其原因是因为 Ncut 采用的相似度将所有像素点间的空间关联性限制在半径为固定值 r 的圆域中, 故与 MIC 相比该方法缺乏空间多尺度性。

2.4 MIC 算法的计算复杂度分析

由于对采样点集计算一次特征向量的计算复杂度为 $O(n_s^2)$, 因此谱方法的计算复杂度为 $O(n_s^2 N_p)$, 其中 N_p 为图像中像素点总数。MIC 算法利用信息理论解决了图像分割问题, 与图谱方法相比, 它不需要计算矩阵的特征向量, 故其计算复杂度为 $O(n_s N_p)$ 。因此, MIC 算法的计算复杂度明显降低。

3 结 论

首先证明了 IC 与 CScut 是等价的, 使得 IC 算法的目标函数优化问题可利用谱图理论解决。同时针对 IC 算法中灰度信息易受噪声干扰的问题。在

原 IC 算法的基础上给出一种 MIC 算法, 该算法利用信息理论思想采用一种结合灰度信息和空间位置信息的 Parzen 窗函数来估计概率密度函数。通过实验验证了该方法优于 IC 算法, 具有更好的抗噪性能。

参考文献 (References)

- [1] Rafael C G, Richard E W. Digital Image Processing. Second Edition[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 460-479. [冈萨雷斯, 理查德著. 数字图像处理[M]. 第 2 版, 阮秋琦, 阮宇智译. 北京: 电子工业出版社, 2007: 460-479.]
- [2] Shi Jianbo, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [3] Hagen L, Kahng A B. New spectral methods for ratio cut partitioning and clustering[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design, 1992, 11(9): 1074-1085.
- [4] Ding C H Q, He Xiaofeng, Zha Hongyuan, et al. A min-max cut algorithm for graph partitioning and data clustering [C]// Proceedings of IEEE 2001 International Conference on Data Mining. San Jose, CA, USA: INSPEC, 2001: 107-114.
- [5] Gokcay E, Principe J. Information theoretic clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(2): 158-171.
- [6] Roberts S J, Everson R, Rezek I. Maximum certainty data partitioning[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(5): 833-839.
- [7] Watanabe S. Pattern Recognition: Human and Mechanical[M]. New York: Wiley, 1985: 102-151.
- [8] Jenssen R, Erdogmus D, Hild II K E, et al. Information cut for clustering using a gradient descent approach [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 796-806.
- [9] Xu Haixia, Tian Zheng. An optimal spectral clustering approach based on Cauchy-Schwarz divergence [J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(1): 105-108.
- [10] Zelnik M L, Perona P. Self-Tuning Spectral Clustering[C]// Proceedings of the 17th Advances in Neural Information Processing Systems. London UK: Spinger, 2005: 1601-1608.
- [11] Li Xiaobin, Tian Zheng. Multiscale stochastic hierarchical image segmentation by spectral clustering[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2007, 50(2): 198-211.