

文章编号: 1001-1595(2007)02-0146-06

中图分类号: TP751

文献标识码: A

基于相位一致的高分辨率遥感图像分割方法

肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 余江峰
(南京大学 地理信息科学系, 江苏 南京 210093)

Segmentation of High-resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency

XIAO Peng-feng, FENG Xue-zhi, ZHAO Shu-he, SHE Jiang-feng

(Department of Geographical Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: Segmentation of high-resolution remotely sensed imagery constructs the base of object recognition and object-oriented classification. Performance of watershed transform relies on the algorithm of gradient extraction from the original image. Phase congruency is introduced as a new methodology to detect gradient features from IKONOS Pan imagery. This model postulates that features are perceived at points in an image where the Fourier components are maximally in phase and that the type of features depends on the value of the phase. The multi-scale gradient images are obtained by applying Phase congruency model to the images with Log Gabor wavelet filters over 5 scales and 6 orientations. To restrain the over segmentation of watershed transform, Phase congruency gradient should be marked before the segmentation. But the classical method of marking with foreground and background is proved not suitable for high-resolution remotely sensed imagery. Then a new watershed transform algorithm based on foreground marking and gradient reconstruction is demonstrated. Feature extraction and segmentation are implemented from three types of objects selected from the IKONOS Pan imagery of Nanjing, i. e. paddy, workshop and house images. The results show that Phase congruency is better than Canny detector for the watershed based segmentation.

Key words: feature extraction; image segmentation; phase congruency; watershed transform; high-resolution remotely sensed imagery

摘 要: 基于分水岭变换的图像分割性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图像梯度的算法。根据频域相位信息对图像特征的表征能力, 引入相位一致的思想计算图像特征, 应用 Log Gabor 小波提取高分辨率遥感图像的多尺度梯度。接着在对相位一致梯度进行分水岭分割时发现, 在抑制分水岭算法的过度分割方面, 经典的基于前景标记和背景标记的方法并不适合于遥感图像的分割, 给出一种基于前景标记和梯度重建的分水岭算法。对 IKONOS Pan 图像上的农田、厂房和居民楼等地物进行特征提取和图像分割实验, 结果表明相位一致方法优于空域特征检测算子, 根据相位一致特征得到较好的分水岭分割结果。

关键词: 特征提取; 图像分割; 相位一致; 分水岭变换; 高分辨率遥感图像

1 引 言

卫星传感技术的快速发展使得 IKONOS, QuickBird 等高空间分辨率遥感影像的应用日趋广泛, 也对遥感图像的处理和识别提出了新的更高的要求。由于空间分辨率的提高, 地物的形状结构和纹理等细节信息变得越来越丰富, 传统的利用不同

波段的光谱亮度值进行单像元自动分类的方法已经不再理想, 因此面向对象的遥感图像分类方法^[1]在 20 世纪末应运而生。而图像分割是高分辨率遥感图像信息提取和面向对象分类的重要环节, 已经成为遥感图像处理研究的热点和难点之一。

图像分割算法一般是基于亮度值的两个基本特性之一: 不连续性和相似性。前者如边缘生长、

收稿日期: 2006-07-03; 修回日期: 2006-11-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(40501047); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金项目(20050284009)

作者简介: 肖鹏峰(1979-), 男, 湖南宁乡人, 博士生, 主要研究方向为遥感数字图像处理。E-mail: xiaopengfeng@nju.org.cn

边界检测,后者如阈值分割、区域生长、区域分离与合并等^[2]。基于数学形态学的分水岭变换(watershed transform)相对于其他分割方法有着突出的优点,它对微弱边缘敏感,而且可以得到单像素宽的、连通的、封闭的及位置准确的轮廓,比较适合用来进行高分辨率遥感图像的分割。

分水岭变换一般是针对梯度图像来进行的,因此,基于分水岭变换的图像分割性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图像梯度的算法。早期的梯度检测方法有 Roberts, Prewitt, Sobel 等算法,这类算法的优点是运算简单快捷,缺点是受噪声影响大、特征定位容易出现偏移。为克服噪声对边缘检测的影响,出现了大量线性滤波边缘检测算法,其中比较知名的有 LoG 算子^[3]和 Canny 算子^[4]等。但是这些空域检测算子存在两方面问题:一方面,它们只使用单一的边缘模型,即它们假定边缘是阶跃型不连续的;另一方面,它们主要用亮度梯度值来表征边缘的强度,这样检测到的边缘就对图像亮度的变化非常敏感。从频域的角度考察,图像 Fourier 变换后的相位谱比幅度谱包含有更重要的信息,并且具有亮度和平移不变性^[5],因此基于相位的特征检测算法可以克服对图像亮度和对比度的依赖性。本文引入了相位一致(Phase Congruency)的思想^[6],应用 Log Gabor 小波提取高分辨率遥感图像的多尺度梯度,输入分水岭变换算法。然后针对遥感图像分割的特点,改进了经典的基于前景标记和背景标记的方法,给出了一种基于前景标记和梯度重建的分水岭算法,并取得较好的分割结果。

2 实验数据

所用的实验数据为南京幅 IKONOS 图像,成像时间 2000 年 9 月 15 日。IKONOS 有蓝(0.45 ~ 0.52 μm)、绿(0.52 ~ 0.61 μm)、红(0.64 ~ 0.72 μm)和近红外(0.77 ~ 0.88 μm)四个多光谱波段,空间分辨率为 4 m;以及全色波段(0.45 ~ 0.90 μm),空间分辨率为 1 m。本文选用的是图像纹理最为丰富的全色(Pan)波段,并在原始图像上裁取了农田、厂房和居民楼三种典型地物的子图像进行实验。

3 相位一致梯度计算

3.1 相位一致原理

1987 年, Morrone 等人在研究马赫带现象时

发现,人类视觉感知的图像特征出现在图像 Fourier 谐波分量叠合最大的相位处,而特征的类型由相位的值决定^[6]。据此,他提出了相位一致的理论 and 计算方法,并通过实验和理论证明了相位一致与人类视觉系统对图像特征的认知相符合^[7]。Kovesi 后来扩展了相位一致作为对图像特征的不变量^[8, 9],证明它能够可靠地检测到阶跃形、屋脊形和线形等多种特征,并且可以对大多数图像使用较为固定的阈值。近年来,国内外已有学者将相位一致方法在 3 维图像探测^[10]、图像对称性检测^[11, 12]、医学图像分割^[13]、人脸图像识别^[14]等方面进行了应用,然而在遥感图像处理领域尚未见报道。因此,本文将相位一致理论引入遥感图像特征提取。

1 维信号 $I(x)$ 的相位一致函数定义为局部能量函数与 Fourier 谐波分量幅度和的比值:

$$PC_1(x) = \frac{|E(x)|}{\sum_n A_n(x)} \quad (1)$$

$$E(x) = \sqrt{F^2(x) + H^2(x)} \quad (2)$$

式中, $E(x)$ 为局部能量函数, $A_n(x)$ 为 n 次谐波分量的幅度, $F(x)$ 为信号 $I(x)$ 去除直流分量后的函数, $H(x)$ 为 $F(x)$ 的 Hilbert 变换。

因此,求解最大相位一致就转化为求 $E(x)$ 峰值的问题。若将局部 Fourier 分量以首尾相接的复矢量形式表达,全部分量投影到实轴上即 $F(x)$, 投影到虚轴上为 $H(x)$, 从原点到终点的矢量即为局部能量函数 $E(x)$ 。由几何关系易知:

$$E(x) = \sum_n A_n(x) \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) \quad (3)$$

式中, $\bar{\phi}(x)$ 为所在点的所有 Fourier 谐波分量的加权平均相位。因此,相位一致可由各局部相位分量与平均相位的偏离的余弦函数进行计算:

$$PC_1(x) = \frac{\sum_n A_n(x) \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))}{\sum_n A_n(x)} \quad (4)$$

若所有 Fourier 分量都有一致的相位,则该比值为 1;反之,该比值最小可以为 0。可见,相位一致性是一个无量纲的量,这个特性使得它不依赖于图像的局部亮度和对比度。

3.2 使用 Log Gabor 小波计算相位一致梯度

式(4)所计算的相位一致,其局部能量是相位偏离的余弦函数,可能会带来由于余弦函数的峰值不够尖锐而造成定位不精确。因此 Kovesi 改进了相位一致的计算方法^[8, 9],修正了局部能量

的计算式,同时考虑了频带展宽和噪声补偿:

$$PC_2(x) = \frac{\sum_n W(x) [A_n(x)(\Delta\Phi_n(x) - T)]}{\sum_n A_n(x) + \epsilon} \quad (5)$$

式中, $W(x)$ 为展频因子,通过展宽频带,提高相位一致响应的显著性; T 为噪声估计,只有当相位偏离量大于 T 时,才用来计算相位一致;取值符号 $[\]$ 表示值为正时取其本身,否则取 0; ϵ 是避免分母为零而引入的一个小的常量; $\Delta\Phi_n(x)$ 为相位偏离函数,它比原来的余弦函数有更显著的尖峰。

$$\Delta\Phi_n(x) = \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))| \quad (6)$$

局部能量的计算最初是通过 Fourier 变换,为了利用多尺度分析的优点,本文选用 Log Gabor 小波^[15],它是一个实部和虚部正交的复小波,可以在偶对称滤波器保持零直流分量的情况下构造任意带宽的滤波器。在线性频率尺度上,Log Gabor 小波的传递函数为

$$\zeta(\omega) = e^{\frac{-(\log(\omega/\omega_0))^2}{2(\log(k/\omega_0))^2}} \quad (7)$$

式中, ω_0 为滤波器的中心频率, k/ω_0 是为保持滤波器形状而设的常量。若 M_n^e 和 M_n^o 分别表示尺度 n 上 Log Gabor 的偶对称和奇对称小波,则信号的响应可表示为

$$[e_n(x), o_n(x)] = [I(x) \cdot M_n^e, I(x) \cdot M_n^o] \quad (8)$$

在该尺度上的幅度和相位分别为

$$A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2} \quad (9)$$

$$\phi_n(x) = \arctan 2(e_n(x), o_n(x)) \quad (10)$$

展频函数 $W(x)$ 可由下式给出:

$$W(x) = \frac{1}{1 + e^{g(c-s(x))}} \quad (11)$$

$$s(x) = \frac{1}{N} \left(\frac{\sum_n A_n(x)}{\epsilon + A_{\max}(x)} \right) \quad (12)$$

式中, N 为滤波器的尺度数目, $A_{\max}(x)$ 为滤波器响应的最大幅度, c 为展频函数的截止频率, g 为增益因子。

因此,2 维信号的相位一致由下式给出:

$$PC_3(x) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(x) [A_{no}(x)(\Delta\Phi_{no}(x) - T)]}{\sum_o \sum_n A_{no}(x) + \epsilon} \quad (13)$$

式中,下标 o 表示滤波器的方向, n 表示滤波器的

尺度。

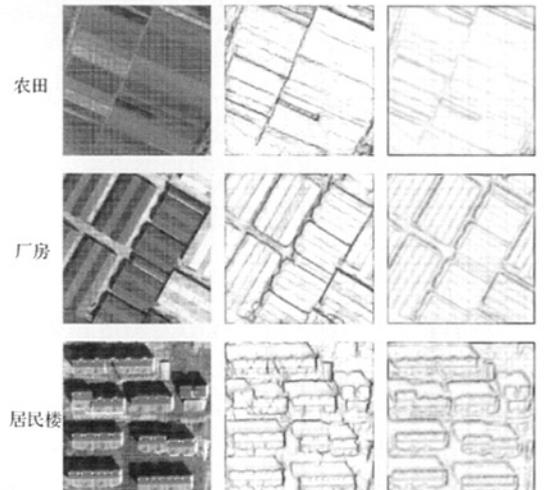
图 1(a) 所示的三幅图像是从 IKONOS Pan 图像上裁取的农田、厂房和居民楼对象,图像大小均为 128×128 像素。图 1(b) 为应用式 (13) 分别对图 1(a) 的 3 幅图像进行相位一致梯度提取的结果,具体计算步骤如下:

1. 构造 2 倍频的 Log Gabor 小波滤波器对原图像进行滤波,得到每一点的局部频率信息。一共使用了 5 个尺度和 6 个方向 ($0, \pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3, 5\pi/6$) 共 30 个滤波器,最小尺度滤波器的带宽为 3 个像素,相邻尺度间的带宽比为 2.5;

2. 根据局部频率信息,按式 (9)、(10) 计算每一点上各方向的幅度和及相位,考虑到遥感图像的噪声较自然图像更为显著,噪声估计 T 取 4.0;

3. 根据式 (13) 计算每一点上各方向的相位一致值,展频函数的截止频率 c 取 0.4,增益因子 g 取 10, ϵ 取 0.01。最后将各个方向的相位一致值累加,得到图像的相位一致梯度。

另外,采用 Fleck 改进的 Canny 算子^[16] 计算了 Canny 梯度图像(图 1(c))。Canny 算子是线性滤波器边缘检测的最优算子,可以作为与相位一致算法的比较。为了显示图像的细节,所有梯度图像均作了反相处理。



(a) 原始图像 (b) 相位一致梯度 (c) Canny 梯度

图 1 农田、厂房和居民楼图像的相位一致梯度与 Canny 梯度比较

Fig.1 Phase congruency and Canny gradient of paddy, workshop and house object

3.3 梯度检测结果分析

对比图 1 中三种地物的 Canny 梯度图像和相

位一致梯度图像可以发现, Canny 算子的梯度响应比较平稳, 但是梯度的峰值不是很明显; 而相位一致的梯度响应较为强烈且尖锐, 强边缘和弱边缘的梯度具有明显的强度差异, 因此梯度的峰值显著。这主要是因为 Canny 算子需先进行高斯滤波平滑去噪, 从而影响了特征定位的精度; 而相位一致算法采用噪声估计 T , 直接从局部能量中扣除噪声的影响, 不对原图像进行平滑。相位一致算法的这个特点, 有利于图像特征的精确定位, 提高分割边界的准确度。

相位一致的另一特点, 在于其对线形物体的检测能力。对于具有一定宽度的线形物体, 在垂直方向的相位一致函数上只会出现一个峰值, 因此只做一次特征标记; 而基于灰度梯度的特征检测在线的两侧将先后检测到灰度的增加和降低两个梯度, 所以在线的两侧都作特征标记。观察图 1 中农田中间的田埂、厂房的屋脊线等线形特征的提取结果, Canny 算子对线形物体产生双响应, 在线的两边都标记梯度; 而相位一致只产生单响应, 标记的是线形物体的中心线。相位一致的单线响应特性在一定程度上有利于后续的遥感图像分割处理。

4 基于自动标记的分水岭分割

分水岭变换是将测地理论的集合运算推广到图像领域的一种方法^[17], 其基本思想是: 把图像看作一种地理表面, 灰度值代表地面的高程, 从盆地底部涌出泉水, 首先涌到较低的盆地, 而后涌到较高盆地, 当两个盆地中的水即将会合时, 建立一道水坝隔开, 对整个地理表面实施淹没就会分割出许多区域。

分水岭的思想最初由 Lantuéjoul 提出^[18], 此后 Vincent 和 Soille 给出了基于 FIFO 队列的快速计算方法^[17], Beucher 和 Meyer 结合许多应用对分水岭算法进行了系统的描述^[19]。为了克服分水岭算法固有的过度分割现象, 需要对图像进行预处理或后处理, 常用的处理方法有区域合并^[20]、分级分水岭^[20]、基于标记的分水岭^[20]、自适应滤波^[21]和形态学滤波^[22]等。

实验发现, 在抑制分水岭算法的过度分割方面, 基于自动标记的方法简单实用, 但是经典的基于前景标记和背景标记的方法并不适合遥感图像的分割。因为一般图像分割的目的是从背景中准确提取目标物体的边界, 即前景对象, 如医学 CT

片中的病变检测、工业异常检测等; 而作为面向对象分类之前的遥感图像分割, 其分割对象是图像中所有的地物目标, 也就是说, 任何像素都应该作区域标记^[23]。分割目的不同决定了分割策略的变化, 因此本文给出了一种基于前景标记和梯度重建的分水岭算法。

4.1 自动标记汇水盆地

直接对梯度图像进行分水岭变换通常会由于噪声和梯度的局部不规则性影响造成过度分割。如图 2 所示, 图 2(b) 为 128×128 像素大小的厂房图像的相位一致梯度, 图 2(c) 为直接对其进行分水岭变换得到的结果, 过度分割现象非常明显。这是因为梯度图像存在许多灰度值较低的小区域, 这些局部最小区域对应着地理表面的汇水盆地底部, 而涌水的过程首先是从盆地的底部开始, 所以梯度图像的局部最小区域的数目与分割之后的区域数目相同。如图 2(d) 所示的梯度图像的局部最小区域, 大量细碎的无关局部最小区域是造成过度分割的根本原因。解决这个问题的方法之一, 就是标记那些有意义的局部最小区域, 使得后续的分水岭分割只针对这些标记了的汇水盆地进行。

本文采用简单快速的自动标记方法——扩展最小变换^[24], 它实际上是一个形态学阈值算子, 能将大多数的无关小区域标记为 0。梯度图像 G 经过高度阈值为 h 的扩展最小变换运算如下:

$$E = EM(G, h)$$

式中, E 为输出的二值图像, 即在 8 连通的条件下将小于高度阈值 h 的像素标记为局部最小区域的集合, 而将其他像素标记为 0。高度阈值 h 的设定必须非常谨慎, 因为它直接影响到分割结果区域的数目, h 越高, 则结果区域的数目越少, 4.3 节中将对二者的关系进行详细讨论。图 2(e) 为梯度图像经过高度阈值 h 等于 0.1 的扩展最小变换后得到的局部最小区域标记图像, 独立的图像对象被标记出来, 有效地消除了无关的小区域。

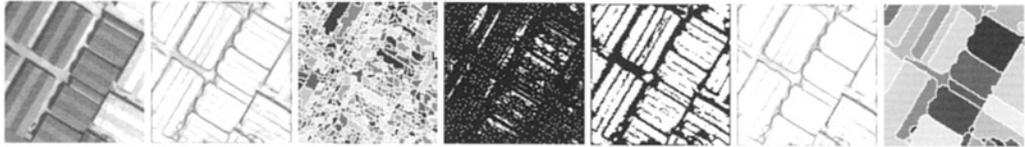
4.2 梯度重建与分水岭分割

得到标记图像后, 就可以使用它们来修改相位一致梯度图像, 方法是使用称为强制最小的过程^[24]。强制最小过程用腐蚀运算修改了灰度级图像, 以便局部最小区域仅出现在标记的位置; 其他像素值将按需要“上推”, 以便删除其他的局部最小区域。图 2(f) 为使用图 2(e) 对图 2(b) 进行梯度重建的结果, 厂房对象内部的细小的梯度基

本被删除。

最后,对重建后的相位一致梯度图像进行分水岭变换,分水岭变换采用 Vincent 和 Soille 提出的快速算法^[17]。该算法模拟“泉涌浸没”的过程,采用多级队列的数据结构存贮待处理像素,每一个像素按照灰度值的高低送入相应级别的队列

中。因为淹没过程从最低的盆地开始,所以灰度值越小优先级越高。需处理的像素首先从优先级高的队列中取出,当高级别队列为空时,再处理下一级队列中的像素,因而能快速模拟淹没的过程。图 2(g)为分水岭变换后的结果,区域的边界与厂房对象的对应关系十分清晰,分割效果令人满意。



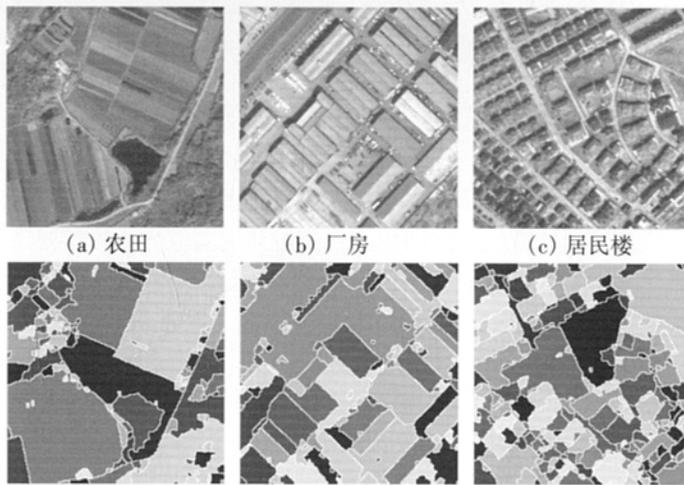
(a) 原图像 (b) 相位一致梯度图像 (c) 图(b)的分水岭变换 (d) 图(b)的局部最小区域 (e) 图(b)的扩展最小变换 (f) 图(b)的梯度重建 (g) 图(f)的分水岭变换

图 2 厂房图像的自动标记与分水岭分割

Fig.2 Automated marking and watershed transform of workshop object

为了进一步考察本文算法的性能,在 IKON-OS Pan 图像上裁取了更大范围的农田、厂房和居民楼图像进行实验(图 3),大小均为 256 × 256 像

素,高度阈值 h 仍然取 0.1,发现整体分割效果仍然较好。



(d) 图(a)的分割结果 (e) 图(b)的分割结果 (f) 图(c)的分割结果

图 3 农田、厂房和居民楼图像的分水岭分割结果

Fig.3 Watershed based segmentation of paddy, factory and house objects

4.3 分割精度评价

考察图 3(a)农田图像的分割结果图 3(d),四块大的农田被完整地分割出来,池塘和道路的边界也十分明显,分割效果令人满意,但是在纹理复杂的山地区域分割结果比较破碎。在图 3(b)的厂房图像分割结果中,独立的厂房分割效果较好,但是左上部分有一个明显的厂房没有分割出来。

随着边缘和纹理结构变得更复杂,图 3(c)居民楼图像的分割结果更为破碎,线状的道路边界也不明显,不过仍清晰地反映了大多数单幢楼房的轮廓。实验表明,该分割结果可以初步满足面向对象遥感图像分类的需要。

影响分割破碎度的主要参数是扩展最小变换时的高度阈值 h ,这也是本文算法分割过程中的

惟一受人工干预的参数。图4所示为高度阈值 h 的变化对图3(b)厂房图像分割结果的影响,主要考察分割结果的区域个数和区域方差平均值两个指标。区域方差平均值指将图像分割以后各区域的灰度方差累加,然后求其平均值,它可以用来衡量区域内部同质性的总体情况。计算公式如下:

$$U = \frac{1}{N} \sum_i \left\{ \sum_{(x,y) \in R_i} \left[f(x,y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y) \right]^2 \right\}$$

式中, U 表示区域方差平均值, N 表示区域个数, R_i 代表第 i 个区域, A_i 表示其面积。

实验发现,当高度阈值 h 较小时,区域个数较多,区域方差平均值较小;随着 h 逐渐增高,分割结果的区域个数呈指数形式迅速减小,而区域方差平均值逐渐增大。区域方差平均值的增大,意味着各区域内部的同质性在降低。

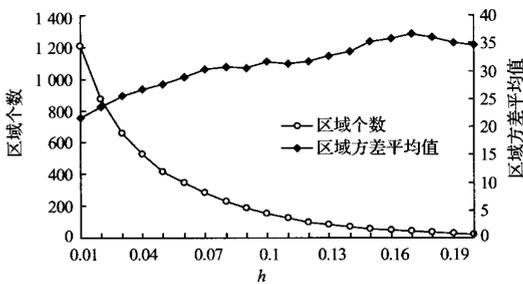


图4 高度阈值 h 的变化对图像分割结果的影响

Fig.4 Influence of h to segmentation region count and STDV sum

5 结论

本文引入相位一致的思想,从频域提取高分辨率遥感图像的不变特征,作为分水岭算法的输入,初步取得了较为满意的分割结果。研究结果表明:

1. 频域提取的相位一致梯度,较空域检测算子提取的梯度有更为尖锐的响应,有利于高分辨率遥感图像的分割;

2. 相位一致梯度图像先进行自动标记和梯度重建,然后输入分水岭算法进行分割,有效地克服了过度分割的问题,有利于提取高分辨率遥感图像的地物对象。

在本文算法中,影响图像分割结果区域的大小和数目的主要参数和最小扩展变换的高度阈值 h ,将来希望能结合区域内部同质性和相邻区域异质性两个评价指标来确定最佳的高度阈值 h ,实现真正的自动标记。另外,目前的分割算法主

要是针对单波段图像,下一步的工作应将单波段的分割算法扩展到多波段空间,实现多光谱遥感图像的自动分割。

参考文献:

- [1] BAATZ M, SCHAPE A. Object-oriented and Multi-scale Image Analysis in Semantic Networks [A]. Proceedings of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing[C]. Enschede: ITC, 1999.
- [2] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital Image Processing (Second Edition) [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2003. 460. (冈萨雷斯,等. 数字图像处理(第2版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003. 460.)
- [3] MARR D, HDLDRETH E C. Theory of Edge Detection [A]. Proceedings of the Royal Society of London. Series B [C]. London: The Royal Society, 1980. 207: 187-217.
- [4] CANNY J F. A Computational Approach to Edge Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [5] OPPENHEIM A V, LIM J S. The Importance of Phase in Signals[A]. Proceeding of the IEEE. 1981, 69[C]. [s.l.]: [s.n.], 1981. 529-541.
- [6] MORRONE M C, OWENS R A. Feature Detection from Local Energy [J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(5): 303-313.
- [7] MORRONE M C, BURR D C. Feature Detection in Human Vision: A Phase-Dependent Energy Model [A]. Proceedings of the Royal Society of London, Series B, Biological Sciences [C]. London: The Royal Society, 1988. 235 (1280): 221-245.
- [8] KOVESI P. Invariant Measures of Image Features from Phase Information[D]. Perth: The University of Western Australia, 1996.
- [9] KOVESI P. Image Features from Phase Congruency [J]. Videre: A Journal of Computer Vision Research, 1999, 1 (3): 1-26.
- [10] PUDNEY C, ROBINS M, ROBBINS B, et al. Surface Detection in 3D Confocal Microscope Images via Local Energy and Ridge Tracing [J]. Journal of Computer-Assisted Microscopy. 1996, 8(1): 5-20.
- [11] KOVESI P. Symmetry and Asymmetry from Local Phase [A]. AI'97: Tenth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence[C]. [s.l.]: [s.n.], 1997. 185-190.
- [12] XIAO Z, HOU Z, MIAO C, et al. Using Phase Information for Symmetry Detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26: 1 985-1 994.
- [13] MULET-PARADA M, NOBLE J A. 2D + T Acoustic Boundary Detection in Echocardiography [A]. Proceedings of the First International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention[C]. [s.l.]: [s.n.], 1998. 806-813. (下转第 186 页)

- [M]. London: Academic Press Inc Ltd, 2003.
- [2] UNWIN D J, O' SULLIVAN D. Geographic Information Analysis[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2003.
- [3] CLARK P J, EVANS F C. Distance to Nearest Neighbour as a Measure of Spatial Relations in Populations [J]. Ecology, 1954, 35: 445-453.
- [4] BAILEY T C, GATRELL A C. Interactive Spatial Data Analysis[M]. Edinburgh: Pearson Education Longman, 1995.
- [5] GREIG-SMITH P. Quantitative Plant Ecology[M]. Oxford: Blackwell Scientific, 1964.
- [6] HARVEY D W. Geographical Processes and Point Patterns: Testing Models of Diffusion by Quadrat Sampling[J]. Transactions of the Institute of British Geographers, 1966, 40: 81-95.
- [7] MAO Zheng-yuan, LI Lin. The Measurement of Spatial Patterns and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2004. (毛政元, 李霖. 空间模式的测度及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.)
- [8] WU He-hai. The Principle of Convex Hull and Its Application in Generalization of Grouped Point Objects[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 1997, 6(1): 1-5. (毋河海. 凸壳原理在点群目标综合中的应用[J]. 测绘工程, 1997, 6(1): 1-5.)
- [9] AI Ting-hua, LIU Yao-lin. A Method of Point Cluster Simplification with Spatial Distribution Properties Preserved[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2002, 31(2): 175-181. (艾廷华, 刘耀林. 保持空间分布特征的群点化简方法[J]. 测绘学报, 2002, 31(2): 175-181.)
- [10] YAN Hao-wen, WANG Jia-yao. A Generic Algorithm for Point Cluster Generalization Based on Voronoi Diagrams[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 633-636. (闫浩文, 王家耀. 基于 Voronoi 图的点群目标普适综合算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(05): 633-636.)
- [11] Guo Ren-zhong. Spatial Analysis[M]. Wuhan: Publishing House of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, 1997. (郭仁忠. 空间分析[M]. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 1997.)
- [12] SENETA E, PARSHALL K H, JONGMANS F. Nineteenth-century Developments in Geometric Probability: J J Sylvester, M W Crofton, J E Barbier, and J Bertrand[J]. Archive for History of Exact Sciences. 2001, 55(6): 501-524.
- [13] SHORTRIDGE A M, GOODCHILD M F. Geometric Probability and GIS: Some Applications for Statistics of Intersections[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2001, 16(3): 227-243.

(责任编辑: 丛树平)

(上接第 151 页)

- [14] HUANG Yu-chi, LIN S, LI S Z, *et al.* Face Alignment under Variable Illumination [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C]. [s.l.]: [s.n.], 2004.
- [15] FIELD D J. Relations between the Statistics of Natural Images and the Response Properties of Cortical Cells [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(12): 2379-2394.
- [16] FLECK M M. Some Defects in Finite Difference Edge Finders [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(3): 337-345.
- [17] VINCENT L, SOILLE P. Watershed in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [18] LANTUEJOL C. La Squelettisation et Son Application aux Mesures Topologiques des Mosaïques Polycristalines [D]. Paris: School of Mines, 1978.
- [19] BEUCHER S, MEYER F. The Morphological Approach to Segmentation: the Watershed Transformation [A]. DOUGHERTY E R. Mathematical Morphology and its Applications to Image Processing [C]. New York: Marcel Dekker, 1993. 433-81.
- [20] BEUCHER S. Segmentation d' Images et Morphologie Mathématique [D]. Paris: School of Mines, 1990.
- [21] SAINT-MARC P, CHEN J, MEDIONI G. Adaptive Smoothing: A General Tool for Early Vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 514-529.
- [22] JACKWAY P. Gradient Watersheds in Morphological Scale-space [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 913-921.
- [23] LI Feng, PENG Jia-xiong. Wold-based Remote Sensing Image Segmentation [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2003, 32(4): 330-333. (李峰, 彭嘉雄. 基于 Wold 特征的遥感图像的分割[J]. 测绘学报, 2003, 32(4): 330-333.)
- [24] SOILLE P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications. 2nd Edition [M]. New York: Springer-Verlag, 2003.

(责任编辑: 雷秀丽)