

基于图论的多特征遥感图像区域分割方法

刘源, 李小霞

(西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 针对传统分割方法存在分割精度低、对噪声和灰度值突变敏感等缺点, 提出了一种基于图论和颜色-纹理特征的区域分割方法。首先将彩色图像转换到符合人类视觉感知系统的 Lab 颜色空间, 然后把图像分成固定大小的小块进行分析, 利用 Gabor 滤波后的块内纹理特征与色彩特征结合构造特征向量, 并作为图的顶点, 根据块间距离加权计算块间的差异作为图的边权值, 最后用最小生成树的方法进行分割。实验结果表明, 该方法具有良好的准确性与鲁棒性, 优于 EGBIS 方法。

关键词: 图论; 区域分割; 颜色空间; 纹理特征; 最小生成树

中图分类号: TP391.41; TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)07-0036-04

Remote sensing image segmentation method based on graph theory and multi-features

Liu Yuan, Li Xiaoxia

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: Traditional segmentation methods still have disadvantages such as low segmentation accuracy and are sensitive to noise or sudden change areas of gray value. For these problems, a region segmentation method based on graph theory and color-texture features is proposed. Firstly, Lab color space is chosen, which accords with the human visual perception system. Then, the whole image is divided to fixed size blocks to be analyzed. For each block, feature vectors including Gabor filter texture features and color features are used as the vertex of the graph. Dissimilarity between blocks calculated from the weighted distances are used as the edge weights. Finally, the image was segmented by minimal spanning tree method. The experiment result indicates that this method has good correctness and robustness, which is better than EGBIS method.

Key words: graph theory; region segmentation; color space; textural features; MST

遥感图像分割是把遥感图像分成具有不同特性的区域的过程。将具有相似特征的像素点划为一个区域, 要求各区域之间的边界简单精确。目前用于遥感图像分割的算法主要包括阈值法^[1]、边缘检测法、基于区域的方法^[2]、基于图论的方法^[3-4]和基于形态学的方法等。其中, 基于图论的方法因为无需待聚类对象的先验知识, 将相似度的计算转换成组合优化问题, 可以得到全局最优解, 从而成为图像分割领域的研究热点之一。根据最优化理论的不同, 又可分为基于最小割的分割、基于最小生成树的分割、基于最短路径的分割以及基于图优化理论的方法。

2000年 SHI J 等^[3]提出 Ncut(Normalized cut)方法, 但 Ncut 是一个 NP-hard 问题, 转化为特征值问题后, 计

算复杂度仍然很大, 随着图像尺寸的增长, 分割效率急剧下降。2004年 FELZENSZWALB P F 等^[4]提出基于最小生成树的 EGBIS (Efficient Graph-Based Image Segmentation) 方法, 可将图像分割成多个具有不同性质的区域, 具有较快的分割速度, 适于大分辨率图像的分割, 但未能体现图像的纹理特性。这两种方法都是在 RGB 空间计算各个像素点的相似性, 但 RGB 模式并不符合人类视觉对颜色差异的感知程度, 且没有考虑纹理特征。郑庆庆等^[5]提出了一种改进的基于区域合并的纹理图像分割算法, 利用颜色直方图和能量直方图进行颜色特征和纹理特征的融合, 计算区域的相似度, 但计算量较大。本文针对上述问题, 结合纹理和 Lab 颜色特征提出一种基于 EGBIS 思想的新的遥感彩色图像分割方

法。该算法流程图如图 1 所示。

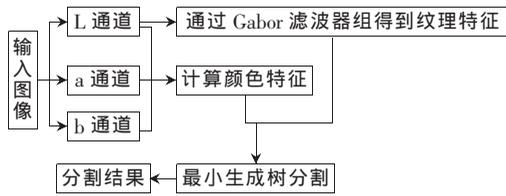


图 1 分割算法流程图

1 分割算法原理

1.1 颜色空间转换

RGB 颜色空间是一种最常用的彩色信息表达方式,广泛应用于显示器的显示,但因为红、绿、蓝三基色相互依赖很大,主要体现在颜色差异不均衡及在亮度改变的条件下 3 个分量同时改变,不适合进行彩色图像的分析。而 Lab 颜色空间是个与设备无关的颜色空间,不管用什么设备创建和输出图像,这种颜色模型产生的颜色都会保持一致。Lab 颜色空间致力于感知均匀性,L 分量能够密切匹配人类亮度感知,可用来调整亮度对比,也可通过调节 a、b 分量做精确的颜色平衡,适合应用于图像分割。

从 RGB 模型到 Lab 模型的转换公式为:

$$L = \begin{cases} 116 \times Y^{1/3}, & Y > 0.008 856 \\ 903.9 \times Y, & Y \leq 0.008 856 \end{cases} \quad (1)$$

$$a = 500 \times (f(X) - f(Y))$$

$$b = 200 \times (f(Y) - f(Z))$$

$$\text{其中, } \begin{cases} X \\ Y \\ Z \end{cases} = \begin{bmatrix} 0.433 & 0.104 & 0.376 & 0.220 & 0.189 & 0.860 \\ 0.212 & 0.649 & 0.715 & 0.169 & 0.072 & 0.182 \\ 0.017 & 0.756 & 0.109 & 0.478 & 0.872 & 0.915 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R/255 \\ G/255 \\ B/255 \end{bmatrix}$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & t > 0.008 856 \\ 7.787 \times t + 16/116, & t \leq 0.008 856 \end{cases}$$

在 Lab 颜色空间,采用欧氏距离度量就可以区分像素颜色之间的不同。

1.2 Gabor 滤波

纹理特征提取主要包括信号处理法、结构分析法、数理统计法和模型法。其中,信号处理法通过对图像区域进行线性变换或滤波等手段将图像转到频域,再提取纹理特征,具有鲁棒性强、纹理信息表达准确等优点。由于 Gabor 滤波器在空间和频域上可同时达到最佳分辨率,可以很好地表达空间域和频域中的纹理信息,在图像处理方面得到了广泛的应用。

Gabor 变换属于加窗傅里叶变换,Gabor 函数可以在频域不同尺度、不同方向上提取相关的特征。二维 Gabor 函数一般可表示为:

$$g(x, y) = \frac{K_v^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{K_v^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) [\exp(ik_z z) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (2)$$

其中, σ 为高斯函数均方差; $K_v = K_{\max}/f^v$ 表示频率大小, K_{\max} 表示最大采样频率, f 表示采样步长, v 表示频率编

号; $z = (x, y)$ 表示坐标向量; $K = \begin{bmatrix} K_v \cos \varphi_u \\ K_v \sin \varphi_u \end{bmatrix}$, $\varphi_u = u\pi/4$ 表示方向大小。

通过设置频率和方向两个参数可得到 Gabor 滤波器组。取 4 个频率尺度 $v \in \{0, 1, 2, 3\}$ 和 4 个方向 $u \in \{0, 1, 2, 3\}$, 可得到 16 个 Gabor 特征,

其中 $\sigma = 2\pi$, $K_{\max} = \frac{\pi}{2}$, $f = \sqrt{2}$ 。二维

Gabor 函数是一个复数,KUMAR A^[6]认为 Gabor 滤波器的实部是一个目标检测子,而虚部是一个优良的边缘检测子。以 Gabor 能量作为纹理特征,可以得到纹理的尺度和方位信息。经过色彩空间转换后,在 L 通道提取 Gabor 能量流程图如图 2 所示。

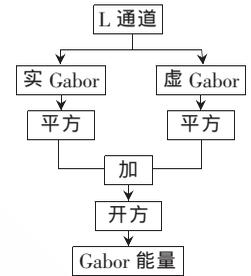


图 2 提取 Gabor 能量特征流程图

Gabor 滤波器组可得到 16 个能量图。为了抑制噪声,使纹理特征保持稳定,对 Gabor 滤波后的纹理特征图像使用 Gauss 函数进行低通滤波。滤波后将 16 个能量图各点能量的最大值作为该点的特征值,得到纹理特征图像,如图 3 所示。

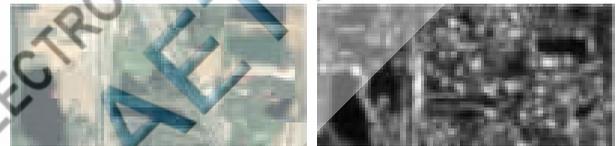


图 3 Gabor 滤波后的纹理特征图像

将图像分块,计算每个小块的特征,由于物体本身

纹理的复杂性及不同光照对纹理特征的影响,因此将计算所得特征采用量化的方法得到 16 级离散值。

1.3 EGBIS 分割算法

EGBIS 方法是一种较经典的分割算法,它采用 Krusal 算法求最小生成树 $MST(V, E)$ 。在构建最小生成树的过程中,将区域面积引入对区域合并的控制。以每个像素作为顶点 v_i ,每条相邻的边 e_{ij} 都有一个对应的权值 $w(e_{ij})$,利用两个像素颜色的欧氏距离计算边的权值 $w(e_{ij})$ 来描述两个顶点间的不相似性。定义区域内部差异和区域间差异。区域内部差异是指组成该区域的最小生成树的最大边权值:

$$\text{Int}(C) = \max_{e_{ij} \in \text{MST}(C, E)} w(e_{ij}) \quad (3)$$

区域间差异是指连接两个区域的最小边权值:

$$\text{Dif}(C_1, C_2) = \min_{e_{ij} \in E} w(e_{ij}) \quad (4)$$

其中, C_1, C_2 为两个不同的区域,只有当区域间的差异小于区域内部差异时才能够合并两个区域。算法使用断言 D 来决定是否进行合并:

$$D(C_1, C_2) = \begin{cases} \text{true}, & \text{if } \text{Dif}(C_1, C_2) \leq \text{MInt}(C_1, C_2) \\ \text{false}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中:

$$\text{MInt}(C_1, C_2) = \min(\text{Int}(C_1) + \tau(C_1), \text{Int}(C_2) + \tau(C_2)) \quad (6)$$

$$\tau(C) = k/|C| \quad (7)$$

其中, $\tau(C)$ 为阈值函数, $|C|$ 表示区域 C 的面积, 面积越大, $\tau(C)$ 就相对越小, 区域合并的条件就越难满足。 k 为常量参数, 用来设置尺度, k 越大, 区域合并条件越容易满足。

EGBIS 方法把整幅图像视为一个无向图 $G=(V, E)$, 通过算法形成顶点的集合, 输出一组顶点集合构成的区域 $S=(C_1, C_2, \dots, C_r)$ 作为分割的结果。

算法流程如下。

(1) 按照边权值 $w(e_{ij})$ 由小到大的顺序排列每条边, 排序结果为 $E=(e_1, e_2, \dots, e_m)$;

(2) 初始化区域 s^0 , 使得每个区域都只含有 16 个像素, 即面积 $|C|=16$, 将区域内差值 $\text{Int}(C)$ 设为 0;

(3) 对于 $q=1, 2, \dots, m$, 由 s^{q-1} 得到 s^q , 把 s^{q-1} 中两个不同区域 C_i^{q-1} 和 C_j^{q-1} 按式 (5) 进行判断, 若 $D=\text{ture}$, 则合并两个区域得到 C_i^q 并更新区域间差值及区域内包含的顶点数;

(4) 返回结果 s^m 。

2 算法描述

针对传统基于图论的方法在处理纹理图像或灰度值突变区域的过程中存在分割效果不理想的情况, 在 EGBIS 方法的基础上提出了一种新的图像分割算法。考虑了纹理特征, 在对纹理图像有较好鲁棒性的同时保持了 EGBIS 方法的计算效率。

分割算法具体实现步骤如下。

(1) 将图像转换到 Lab 空间, 把图像分成 4×4 的小块。

(2) 提取 L, a 和 b 通道内各个小块内的颜色特征。颜色特征包括均值 μ 、方差 σ 和熵 H 。 μ 反映了各颜色分量的平均强度, σ 反映了数据的离散程度, H 是局部相似程度的一种度量, 对于 4×4 的小块, 熵的表达式为:

$$H = - \sum_{i=0}^{15} p_i \log(p_i), p_i = I_i / \sum_{i=0}^{15} I_i \quad (8)$$

I_i 表示在 4×4 邻域中第 i 个像素的灰度值。每个小块都进行这样的特征提取, 则块内的颜色特征为一个 9 维向量: $\text{vec}_{\text{color}} = \{\mu_L, \mu_a, \mu_b, \sigma_L, \sigma_a, \sigma_b, H_L, H_a, H_b\}$ 。

(3) 利用 1.2 节选择的 16 个 Gabor 滤波器组对图像进行 Gabor 滤波, 得到纹理特征图像后, 按与步骤 (2) 相同的方法提取纹理特征, 这样得到了每个小块内的纹理特征 $\text{vec}_{\text{tex}} = \{\mu_t, \sigma_t, H_t\}$ 。

(4) 将每个小块内的颜色与纹理特征组合成特征向量 $\text{vec} = \{\mu_L, \mu_a, \mu_b, \mu_t, \sigma_L, \sigma_a, \sigma_b, \sigma_t, H_L, H_a, H_b, H_t\}$, 把这个 12 维的特征向量映射为图的顶点, 计算每条邻边的边

权值 $w(e_{ij})$:

$$w(e_{ij}) = e^{-d_{ij}} \sqrt{\sum_{k=1}^{12} (v_i^k - v_j^k)^2} \quad (9)$$

其中, d_{ij} 为顶点 v_i 与 v_j 所对应的图像块的欧氏距离。

(5) 利用 EGBIS 算法思想进行图像分割。

3 实验结果及分析

图像分割的评价标准至今仍未形成统一的标准, 本文将 F 值及分裂后的区域数目作为评价指标。 F 值的定义为:

$$F = \frac{2PR}{P+R} \quad (10)$$

其中, 精度 P = 分割出的相关信息量 / 分割出的信息总量, 召回率 R = 分割出的相关信息量 / 系统中的相关信息总量。 F 的值在 0~1 之间, 越接近 1 越好。

为了验证算法的有效性, 选择 5 幅遥感图像进行实验, 测试平台为 VS2008 + OpenCV2.2, 计算机硬件环境为酷睿 2 双核 2.93 GHz CPU, 2 GB 内存。对每幅图片分别用 EGBIS 分割方法, 传统 K 均值分类方法和本文算法进行分割, 结果如图 4 所示。

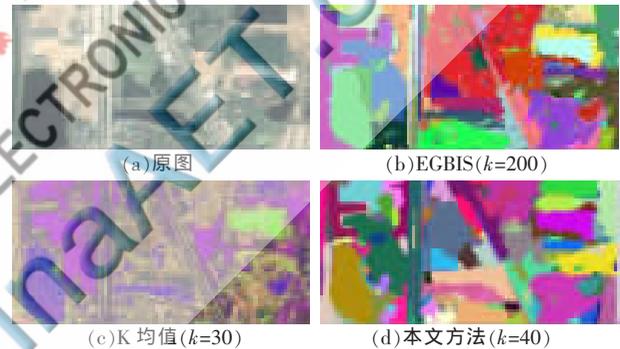


图 4 用不同方法得到的结果

图 4(a) 是一张纹理较丰富的图像, 观察分割结果可看出, 使用 EGBIS 方法和 K 均值聚类方法分割时, 遇到包含丰富纹理的区域或者有灰度值突变的区域时, 分割效果很差, 得到的图像有许多斑点, 区域一致性很差, 产生了大量孤立的误分类点。而本文提出的算法能将大部分的有意义区域进行标记, 对纹理区域或灰度值突变区域同样适用, 能够实现有效分割, 具有良好的鲁棒性。表 1 给出了 3 种实现方法所需要的时间。

表 1 不同分割方法所用时间

图像尺寸	用时/s		
	EGBIS	K-means	本文方法
948×450	5.84	6.88	7.11
1 280×960	18.25	13.16	21.3
2 631×2 601	112.15	42.53	113.65
3 716×3 577	228.17	93.61	203.84
3 639×3 608	225.38	176.77	204.62

通过对比发现, 传统 K 均值分类所用时间最少, 它通过预先设定聚类的数目通过迭代来得到最后结果, 但

在实际中,实际的聚类数目往往是未知的,不合适的聚类数目会导致聚类的失败。在图像尺寸较小的情况下,本文方法比 EGBIS 方法用时要多一些,但随着图像尺寸的增加,本文方法比 EGBIS 方法用时要少。

由于分割后的图像有很多个小区域,一般情况下无法检查在整幅图像中每个像素是否正确,于是采用随机样本估计分割性能。在分割后的图像中分别选择 100 个样本进行分析,表 2 给出了统计结果。

表 2 本文方法和 EGBIS 方法分割性能比较

图像尺寸	F 值		分割后区域统计	
	本文方法	EGBIS	本文方法	EGBIS
948×450	0.83	0.69	121	526
1 280×960	0.79	0.73	985	6 813
2 631×2 601	0.75	0.67	2 163	11 374
3 716×3 577	0.82	0.75	319	1 498
3 639×3 608	0.81	0.73	3 933	12 183

通过对比发现,使用本文方法在分割性能上得到了明显提高,分割后的图像孤立区域较少,区域一致性较好,分割后区域变少但仍能清楚地表达出原图所包含的大部分内容。综合分析可以看出本文提出的分割方法分割的结果要好于 EGBIS 方法的分割结果。

本文提出了一种基于图论和颜色-纹理特征的遥感图像区域分割方法。已有方法一般都是在 RGB 颜色空间对图像进行分割,本文在 Lab 空间计算图像小块内的均值、方差和熵作为颜色特征,使用 Gabor 滤波方法计算纹理特征,将得到的颜色纹理特征组合成特征向量进

行分析。实验结果表明,这种方法较好地解决了传统基于图论的图像分割方法对于纹理图像分割不理想的问题,且分割效果稳定,具有良好的鲁棒性。

参考文献

- [1] 何春华,胡迎春.基于改进遗传算法的自动阈值图像分割方法[J].计算机仿真,2011,28(2):312-315.
- [2] 范伟.基于区域生长的彩色图像分割算法[J].计算机工程,2010,36(13):192-193.
- [3] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(8):888-905.
- [4] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision,2004,59(2):167-181.
- [5] 郑庆庆,桑农,高常鑫,等.改进的基于区域合并的纹理图像分割算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2011,39(5):109-112.
- [6] KUMAR A, PANG G. Defect detection in textured materials using Gabor filters [J]. IEEE Transaction on Industry Application, 2002,38(2):425-440.

(收稿日期:2013-01-17)

作者简介:

刘源,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

李小霞,女,1976年生,副教授,主要研究方向:模式识别与图像处理、光谱信号检测与处理。