

基于显著特征聚类的遥感图像感兴趣区域检测

吕欣然 陈 洁 张立保 杨绪业 李嘉懿

北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875

摘要 针对遥感影像感兴趣区域检测中所需的全局搜索与建立先验知识库等问题, 提出基于显著特征聚类的遥感图像感兴趣区域检测算法。利用色彩信息, 在不同的颜色通道(RGB)构建直方图以计算不同颜色通道的信息图, 融合得到单幅图的显著图。接着通过 k-means 在 CIELab 颜色空间上进行聚类, 在簇的层级上计算显著值, 以降低计算复杂度, 从而获得 CIELab 颜色空间的显著图。将单幅显著图与 CIELab 空间显著图对应融合, 得到最终显著图。根据获得的最终显著图构建感兴趣区域掩膜, 以达到将感兴趣区域分割出来的目的。实验结果表明, 该算法不需要建立先验知识库, 获得显著图结果更加准确, 对遥感图像的显著性区域检测有实际意义。

关键词 遥感; 图像处理; 感兴趣区域检测; 显著特征聚类; k-means

中图分类号 TN919.8 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201535.s110001

Region of Interest Detection Based on Salient Features Clustering for Remote Sensing Images

Lü Xinran Chen Jie Zhang Libao Yang Xuye Li Jiayi

College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract The region of interest detection for remote sensing images is usually based on global research and setting up the basis of prior knowledge. The new method called salient region detection based on salient features clustering for remote sensing images is proposed. We use the color information to construct the histograms in different color channel (RGB) to compute the information maps in each color channel. After fusing the information maps, we can get the single saliency maps. To get the saliency maps in CIELab color space, we adopt the k-means to cluster all the images in the CIELab color space, which makes it possible to reduce the computational complexity by calculating saliency on cluster-level. Then, through studying the integration of single saliency map and CIELab saliency maps, we get the final saliency maps. Finally, we can construct the mask of region of interest according to the final saliency map, which enable us to get the region of interest segmentation. Result shows that compared with existing models, we get more accurate saliency maps without the basis of prior knowledge. This method will be meaningful in further remote sensing image processing.

Key words remote sensing; image processing; region of interest detection; salient features clustering; k-means

OCIS codes 100.2000; 100.3008

1 引 言

随着遥感技术的快速发展, 遥感影像的数据规模迅速扩大, 怎样准确、快速地实现遥感影像感兴趣区域(ROD)检测^[1]已成为当下亟待解决的问题。该问题的有效解决将对缓解遥感影像高速获取与低速解译之间的矛盾具有重要意义, 对土地利用、灾害评估、城镇规划以及环境监测等相关领域也具有重要的实际应用价值^[2]。

收稿日期: 2015-02-15; **收到修改稿日期:** 2015-03-15

基金项目: 国家自然科学基金(61071103)、中央高校基本科研业务费专项资金(2012LYB50)

作者简介: 吕欣然(1993—), 女, 本科, 主要从事遥感图像方面的研究。E-mail: 201211211009@mail.bnu.edu.cn

导师简介: 张立保(1977—), 男, 博士, 副教授, 主要从事遥感影像压缩与目标检测方面的研究。

E-mail: libaozhang@163.com(通信联系人)

传统遥感图像感兴趣区域检测大多是基于全局的,需要先验知识的。但是先验知识库的建立本身是一个很复杂的问题,需综合考虑专家知识库、目标区域特征、背景区域特点等信息。例如 SIM(saliency by induction mechanisms)算法,依靠引入对颜色呈现和眼动的心理物理学数据的训练,来减少归一化过程中的参数选取^[3]。有的方法对遥感影像感兴趣区域检测与分类则要借助同区域的数字地图。这些算法都需要先验知识库,且计算复杂度较高。

近年来国内外学者也提出了将视觉显著性应用于遥感影像感兴趣区域检测的新算法。文献[4]基于小波变换,降低图像分辨率,在视觉特征中引入二维离散矩变换,生成显著图。文献[5]提出利用霍夫变换对显著性区域进行初步筛选,再利用视觉注意模型提取显著性区域,根据区域上的尺度不变特征结合多层分类回归树完成识别。文献[6]提出基于频域分析和显著性检测的提取遥感图像感兴趣区域算法,将图像变换到 HIS 颜色空间,利用四元数傅里叶变换得到显著图,然后通过基于高斯金字塔的自适应分割算法来描述感兴趣区域。文献[7]提出一种基于显著比的自适应半径搜索策略获取感兴趣区域的精确描述信息。但是,这些算法都有共同的缺点,它们都只能将显著区域提取出来,却无法区分这些显著区域之间的差别。而一组具有相似感兴趣区域的遥感影像,如果能够利用它们的相似性,就可以排除对感兴趣区域检测有干扰的其他区域。

针对上述问题,本文提出基于显著特征聚类的遥感影像的感兴趣区域检测算法。采用先得到单幅图的显著图,同时对多幅图聚类计算图像间显著图,然后将两者融合得到最终显著图,最后利用最终显著图对图像的感兴趣区域进行分割的算法。应用显著特征聚类,不仅能够实现将视觉显著性区域提取出来,还能够更好地利用具有相似感兴趣区域的一组遥感影像的内在相似性,得到更为准确的感兴趣区域检测结果。

2 遥感图像显著特征聚类分析

相比于单幅图的显著性检测,联合多幅图的显著性检测是当下十分前沿的研究方向。显著特征聚类的含义,是指在一组具有相似性的图像中挖掘共有的显著目标,这样将得到一组显著图。

2.1 基于颜色信息的单幅图像显著图

遥感影像的颜色信息内容,是基于颜色信息出现概率测量显著性的有效途径,它通过对颜色信息提取、计算和整合,得到单幅图像的显著图。基于颜色信息构建显著模型,首先,取到每一种颜色成分,构建在不同颜色通道中的一维(1D)强度直方图,再根据直方图计算信息内容。然后,通过构建各个颜色通道的颜色信息图来计算显著值,利用颜色信息图来反映各通道颜色信息。最后,根据显著值分配权重,融合各颜色信息得到单幅图像的显著图,如图 1 所示。

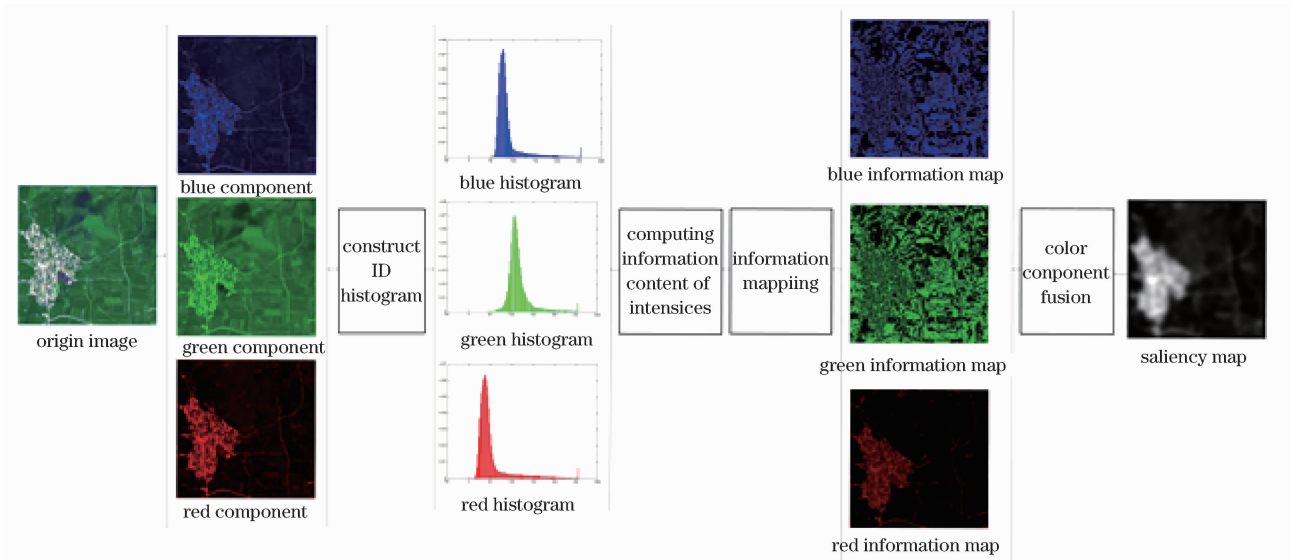


图 1 基于颜色信息得到显著图的模型的结构框图

Fig. 1 Framework of saliency map of color information model

构建一维直方图,给定图像 I , 尺寸为 $M \times N$, $f_c(x, y)$ 表示在 c 颜色通道(Red, Green, Blue)中 (x, y) 位置的颜色强度, $H(i)_c$ 表示一维直方图, 计算方法为

$$\delta_c(x, y) = \begin{cases} 1, & f_c(x, y) = i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

$$H(i)_c = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \delta_c(x, y) / (M \times N).$$

计算信息内容,

$$I_c(i) = -\ln[H_c(i)], \quad (2)$$

$I_c(i)$ 表示在 c 颜色通道中的强度信息, $L_c(x, y)$ 表示在颜色通道 c 中的信息图, h_c 为在颜色通道 c 中的显著值, 并将各个通道显著值标准化。

当 $i = f_c(x, y)$,

$$R: f_c(x, y) \rightarrow L_c(x, y); L_c(x, y) = I_c(i), \quad (3)$$

$$h_c = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N L_c(x, y)}{\sum_{c=1}^3 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N L_c(x, y)}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} \omega_1 = -\log\left(\frac{h_1}{h_1 + h_2 + h_3}\right) \\ \omega_2 = -\log\left(\frac{h_2}{h_1 + h_2 + h_3}\right) \\ \omega_3 = -\log\left(\frac{h_3}{h_1 + h_2 + h_3}\right) \end{cases}. \quad (5)$$

最终显著图 $S_{\text{map}}(x, y)$ 为

$$S_{\text{map}}(x, y) = \sum_{c=1}^3 \omega_c f_c(x, y) \quad (6)$$

$$S = \mathcal{A}(S_{\text{map}}) \quad (7)$$

式中 $\mathcal{A}[\cdot]$ 表示高斯平滑滤波器。

2.2 基于 k-means 聚类算法的 CIELab 颜色空间图像间显著图

1) 特征选取

物体的颜色往往被认为是区别于背景及物体与物体之间相区别的显著特征点, 加之人眼对颜色信息的感知要比灰度信息要敏感的多, 因而将其作为聚类的特征向量是十分直观的。然而选用颜色空间不同, 聚类方案、结果也会有差异。在文中采用 CIELab 颜色空间, CIELab 的颜色空间在一定程度上去除了亮度信息, 反映的内容更接近于色彩感知的本质, 因此可以更好地体现出颜色光滑性。因此, 要先把遥感影像从 RGB 空间转化到 CIELab 空间:

$$\begin{aligned} L &= 0.0126 \times R + 0.7152 \times G + 0.0722 \times B, \\ a &= 1.4749 \times (0.2213 \times R - 0.3390 \times G + 0.1177 \times B) + 128, \\ b &= 0.6245 \times (0.1949 \times R + 0.6057 \times G - 0.8006 \times B) + 128. \end{aligned} \quad (8)$$

2) k-means 聚类算法

聚类是为了找出多幅图中的相似区域以形成不同的簇, 在簇的层级上求得全局对比度, 最终每个像素点的显著值就是其所属簇的显著值。对于给定的遥感影像 I , 选取 k 个聚类中心, 使得每个数据点距离与它最近的聚类中心的距离平方和最小, 距离平方和 W_n :

$$W_n = \sum_{i=1}^n \min_{l \leq j \leq K} |x_i - a_j|^2. \quad (9)$$

3) 获得显著图

利用颜色直方图,将遥感影像数据进行 k-means 聚类后,基于直方图的量化方法,对每个簇 c_i ,通过测量它与图像其他簇的颜色对比度来计算它的显著性值:

$$S_c(c_i) = \frac{\sum_{i \neq j} \omega(c_j) D_c(c_i, c_j)}{\omega(c_i)}, \quad (10)$$

其中, $\omega(c_k)$ 为簇的权值。因为人们往往对比较稀有的目标感兴趣,所以将 $\omega(c_k)$ 定义为簇 c_k 含有的像素数与所有图像总像素数之比,使得区域越大的簇对其他区域显著性值计算的贡献越大,或者说,区域较小的簇的显著性相对较高。 $D_c(\cdot, \cdot)$ 为两个簇的颜色距离,定义为

$$D_c(c_i, c_j) = -\ln \left[1 - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \frac{(h_{i,k} - h_{j,k})^2}{h_{i,k} + h_{j,k}} \right], \quad (11)$$

式中 $h_{v,k}$ 为第 k 个颜色在第 v 个簇的 n 种颜色中出现的概率。

2.3 最终显著图

前面已经提到,利用颜色信息计算得到单幅图的显著图,能够得到单幅遥感影像中的显著区域,然后通过 CIELab 颜色空间进行聚类,可以得到这一组有相似感兴趣区域的一组显著图,但是由于 CIELab 空间的聚类结果均匀平滑,虽然可以将小路的影响在一定程度上减弱,但是无法将居民区和阴影分开,因此需要与单幅图显著图对应融合,得到最终显著图。 S_{si} 表示单幅图的显著图, S_{mi} 表示图像间的显著图,获得两者的共同显著成分,则最终显著图由二者相乘得到。例子如图 2 所示。

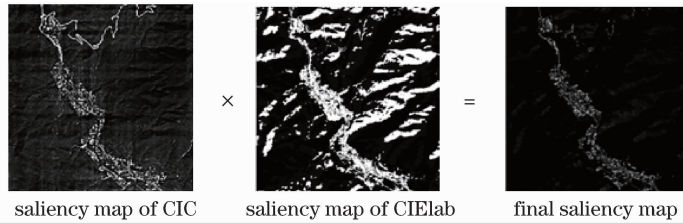


图 2 显著图融合

Fig. 2 Fusion of the salient maps

2.4 感兴趣区域分割提取

得到最终显著图后,选用最大类间方差法找到分割阈值,根据这个阈值将最终显著图进行二值化,将显著区域设置值为 1,其他区域设置值为 0,由此得到感兴趣区域掩膜。将得到的感兴趣区域掩膜与原始图像融合,即可得到感兴趣区域提取的最后结果。此外由于原始图像是彩色图像,所以要将原始图像分层与掩膜相乘。

3 实验结果与分析

为了评估所提出的显著特征聚类模型对遥感影像感兴趣区域检测的效果,将所提出的的显著特征聚类算法与 ITTI、GBVS、FT 等显著性分析算法进行了对比实验。其中, ITTI 算法主要基于图像的亮度、颜色、方向特征,通过多尺度的高斯金字塔进行显著区域提取^[1]。GBVS 算法则是一种混合型显著性分析策略,它首先采取类似于 ITTI 算法的过程提取图像显著特征,在得到特征图后引入马尔科夫链完成显著值的计算^[8]。FT 算法即基本的频率调谐法模型^[9]。

各种显著模型计算得到的显著图结果对比如图 3 所示,所得最终结果如图 3 所示。从图 3 和图 4 不难看出,利用 ITTI 模型得到的显著图分辨率很低,仅有原图大小的 1/256,当最终提取感兴趣区域时,要将显著图放大。而 GBVS 模型是基于 ITTI 模型的,只是在得到显著图时,利用马尔科夫链。由这两个模型得到的感兴趣区域都会比原本需要提取的区域范围大,即会提取出不需要的部分。利用 FT 模型,在背景频率变化不大时能够得到较好的提取结果,然而当背景频率变化大时,就会对提取结果造成干扰,而所提出的算法则能得到较好的检测结果。

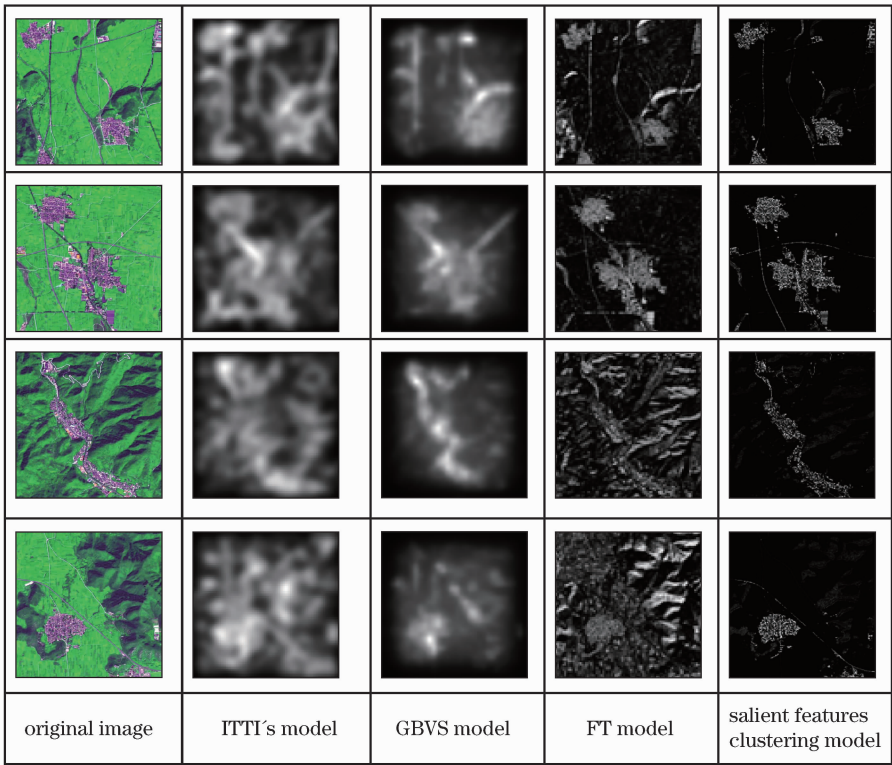


图 3 本模型与其他三种模型所得显著图对比

Fig. 3 Salient maps comparison between our model and the other three models

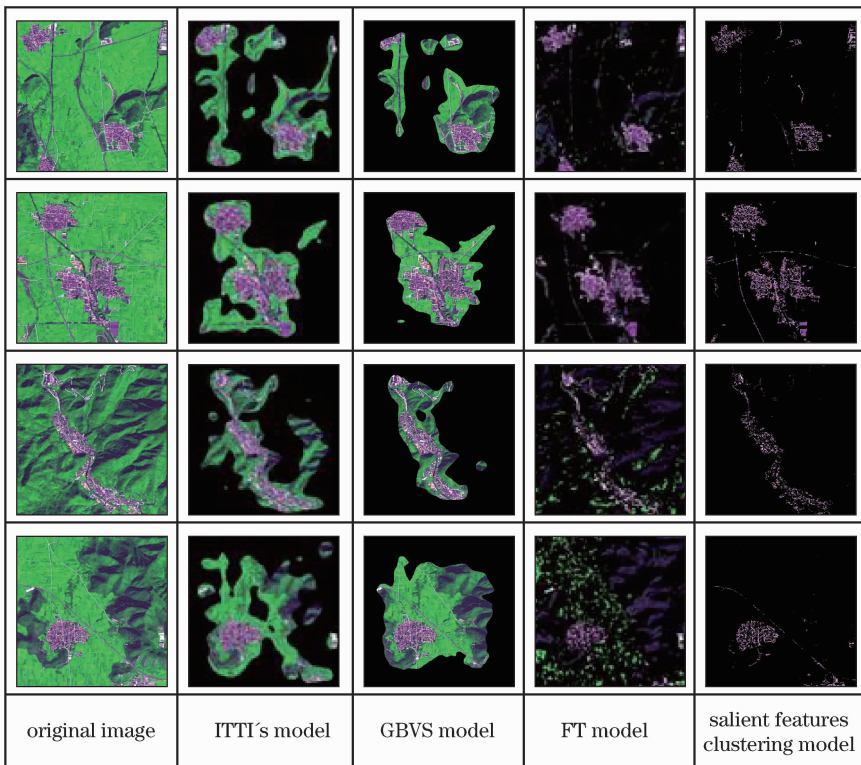


图 4 本模型与其他三种模型所得最终结果对比

Fig. 4 Result of comparison between our model and the other three models

4 结 论

传统遥感影像的感兴趣区域检测大多是基于全局的,需要先验知识的,且先验知识库的建立很复杂,建立的好坏会直接影像检测结果。将视觉显著性引入遥感影像的感兴趣区域检测,都是通过计算单幅图的显著性图,再得到感兴趣区域。所提出的算法是利用颜色信息得到单幅图的显著图,然后利用聚类得到图像间的显著图,再将两显著图融合得到最终显著图,最后通过最终显著图得到感兴趣区域检测结果。实验结果表明,本算法得到的最终感兴趣区域与经过人分析的最为接近,由此说明,本算法得到的结果更为准确。

参 考 文 献

- 1 Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- 2 Zhang Libao, Wang Pengfei. Fast detection of regions of interest in high resolution remote sensing image [J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(7): 0714001.
张立保, 王鹏飞. 高分辨率遥感影像感兴趣区域快速检测 [J]. 中国激光, 2012, 39(7): 0714001.
- 3 Murray N, Vanrell M, Otazu X, et al. Saliency estimation using a non-parametric low-level vision model [J]. 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cvpr), 2011: 433-40.
- 4 Zhang Libao. Fast detection of visual saliency regions in remote sensing image based on region growing[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(11): 1114001.
张立保. 基于区域增长的遥感影像视觉显著目标快速检测[J]. 中国激光, 2012, 39(11):1114001.
- 5 Wang Xin, Wang Bin, Zhang Liming. Airport detection based on salient areas in remote sensing images[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(3):336-344.
王 鑫, 王 斌, 张立明. 基于图像显著性区域的遥感图像机场检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(3):336-344.
- 6 Libao Zhang, Kaina Yang. Region-of-interest extraction based on frequency domain analysis and salient region detection for remote sensing image[J]. IEEE Letters on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 11(5):916-920.
- 7 Zhang Libao, Li Hao. Detection of interest image region based on adaptive radius search[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(7):0714001.
张立保, 李 浩. 基于自适应半径搜索的图像感兴趣区域检测[J]. 中国激光, 2013, 40(7):0714001.
- 8 J Harel, C Koch, P Perona. Graph-based visual saliency[C]. Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, F, 2006: 545-552.
- 9 Achanta R, Hemami S, Estrada F, Susstrunk S. Frequency-tuned salient region detection[C]. Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL: IEEE, 2009: 1597-1604.

栏目编辑: 韩 峰