

一种超像素区域相似性度量的遥感信息提取算法

闫琦^{1,2}, 李慧¹, 荆林海¹, 唐韵玮¹, 丁海峰¹

¹中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 为了解决目前主流的显著性检测算法在复杂多目标遥感图像中检测能力不足的问题,提出一种基于超像素区域相似性度量的显著目标提取算法。该算法利用简单线性迭代聚类方法对原始图像进行超像素分割,通过基于图论的视觉显著性方法检测出显著超像素,并对其修正得到显著目标提取的训练样本,进一步逐层计算全体超像素区域与显著超像素区域的相似性并转化为超像素区域的隶属度值,最后实现对整幅超像素图像的显著目标提取。实验结果表明,该算法具有较高的准确率和召回率,能更加有效地检测出遥感图像中的显著目标,提取效果优于主流的显著性检测算法,还可以有效应用于复杂多目标的遥感图像显著目标信息提取中。

关键词 图像处理; 遥感信息提取; 简单线性迭代聚类超像素分割; 图论的视觉显著性检测; 训练样本; 区域相似性度量

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP54.081004

An Extraction Algorithm of Remote Sensing Information Based on Similarity Measurement for Superpixel Regions

Yan Qi^{1,2}, Li Hui¹, Jing Linhai¹, Tang Yunwei¹, Ding Haifeng¹

¹Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract In order to optimize the insufficient ability for complex multi-target remote sensing image detection using the reported saliency algorithms, an extraction algorithm of salient object based on similarity measurement for superpixel regions is proposed. The original image is segmented into certain superpixel regions using simple linear iterative clustering method, and some high saliency regions are extracted correctly using graph-based visual saliency method. Meanwhile, parts of the edge superpixels need to be amended and the rest of salient superpixels are used as training samples. By calculating the similarity of all superpixels and training samples hierarchically, a reasonable membership value of each superpixel is established to separate the goal superpixel regions with high saliency. Finally, all the superpixels salient objects from the original images are extracted successfully using the membership values. The experimental results show that the proposed algorithm has higher precision and recall rates than the other saliency detection methods, thus it can be effectively applied to complicated multi-objective in target information extraction of remote sensing images significantly.

Key words image processing; extraction of remote sensing information; simple linear iterative clustering superpixel segmentation; graph-based visual saliency saliency detection; training samples; regional similarity measurement

OCIS codes 100.2960; 110.4234; 100.2000

收稿日期: 2017-03-10; 收到修改稿日期: 2017-04-11

基金项目: 国家 863 计划(2015AA7026087)、国家自然科学基金(41501489)、国家科技支撑计划(2015BAB05B05-02)、中国地质调查局项目(12120113089200)、中国科学院遥感与数字地球研究所所长青年基金(Y6SJ1100CX)、高分辨率对地观测系统重大专项(民用部分)(30-Y20A37-9003-15/17)

作者简介: 闫琦(1989—),男,硕士研究生,主要从事高分辨率遥感图像处理方面的研究。E-mail: yanqi@radi.ac.cn

导师简介: 荆林海(1971—),男,博士,研究员,主要从事遥感数字图象处理(图像融合、树冠提取、图像分割)及遥感地质等方面的研究。E-mail: jinglh@radi.ac.cn(通信联系人)

1 引言

快速、准确地提取出遥感影像上最显著的目标信息,是遥感大数据应用中最为核心的研究领域,也是将遥感数据转化为行业应用的迫切需求^[1]。遥感信息提取技术正逐步从以人机交互目视判读为主向半自动-自动化的业务化方向发展^[2]。随着图像处理技术的不断发展和成熟,遥感信息的自动化和智能化提取已成为当前遥感图像处理中主要的研究方向。

近年来,显著性检测^[3]、超像素分割^[4]、图像区域相似性度量^[5]等方法已被广泛应用于模式识别领域,并且在自然图像处理中取得了很好的应用效果。图像显著性检测主要基于视觉注意力选择^[6],通过对输入的原始图像进行显著性检测得到显著图,显著图中像元的 DN 值表示该像元的显著性大小^[7]。显著性较大的图像区域称为图像的显著区域,是视觉注意的焦点,也是图像信息提取的首要关注区域。目前已有多种较成熟的显著性检测算法,包括基于纯生物模型的方法,如选择性注意(Itti)算法^[8];基于纯数学计算的方法,如全分辨率(AC)算法^[9]以及频域调整(FT)算法^[10];融合生物模型和数学计算的方法,如基于图论的视觉显著性(GBVS)^[11]算法。而超像素分割多用于图像预处理阶段,根据图像中各个像元之间的相似性程度将相似度较高的邻域像元进行合并,得到一系列超像素^[12]。超像素分割可以降低图像处理的复杂度、加快图像处理速度,是面向对象图像处理的常用手段之一。代表性的算法主要有归一化切割算法^[13]、分水岭算法^[14]、MeanShift 算法^[15]、简单的线性迭代聚类(SLIC)算法^[16-17]等。图像区域相似性度量指对不同的图像区域间的相似性程度做综合计算,指导后续基于区域的图像分割、匹配、检索以及目标提取等^[18-19]。应用较多的图像区域相似性度量方法主要为几何相似性度量、相关性度量和概率度量等^[20-22],其中最常见的是几何相似性度量法。几何相似性度量以空间向量模型^[23]为基础,将图像区域特征视为向量空间中的点,通过计算两点间的距离来衡量区域间的相似程度^[24]。常见的图像区域几何相似性度量方法主要有欧氏距离、马氏距离、明氏距离^[25]、中心距等。

一般地,图像区域相似性度量是针对标准图像区域和待检测图像区域进行的,通过计算区域间的相似性对其做出一定的判识。标准图像区域一般为用户感兴趣的区域或特定的目标区域,通常由用户指定或依据某种规则得到。待检测图像常利用图像分割将原始影像分割成若干个区域,后续处理基于区域或对象进行。国内外学者基于图像区域相似性度量的研究多见于图像匹配和检索中。段汕等^[26]对图像相似性度量方法进行研究,引入了图像的标准化比较空间,提出基于距离测度、相关系数及复合投影的相似性度量方法;胡玉玺等^[27]以综合区域匹配算法为图像相似性度量标准,对遥感图像数据库城市区域进行检索,其精度满足用户需求;张敏等^[28]提出一种半监督学习的图像检索方法,其中确定查询图像与所有图像间的相似性是该方法的关键;Mardones 等^[29]针对大规模图像检索中图像相似性精确计算的耗时问题,提出聚合局部特征描述子及距离因子来评估每幅检测图像的相似性程度,实现对大规模图像库的模糊快速检索,并具有一定的有效性;Li^[30]在整体相似度计算的基础上对图像子块重新计算相似度矩阵从而对子块进行识别,是一种较为有效的图像检索方法。上述方法均是利用相似性度量对特定区域的图像实现匹配或检索,因此得到标准化的图像区域和采用合适的相似性度量手段是这些方法的关键。

基于此,针对遥感图像中显著性较高的次生地质灾害体(如震后滑坡、泥石流等),本文提出一种基于超像素区域相似性度量的目标提取算法。该算法首先利用 SLIC 方法对原始遥感影像进行分割得到一系列超像素,即作为相似性检测的样本;再利用 GBVS 方法得到显著性较高的超像素即显著超像素,并对其进行修正即可作为相似性检测的标准化图像区域(训练样本);最后通过构造超像素与训练样本的一组特征向量对其进行层次化分解计算其相似性,逐层对非显著目标进行剔除,实现对遥感影像显著目标的快速提取。该算法在图像区域相似性度量这一核心思想下,充分结合了 GBVS 显著性检测和 SLIC 超像素分割,实现了一种基于超像素的遥感图像显著目标的快速提取。实验结果表明,该算法得到的显著目标更加完整、形状保持更好、准确率和召回率更高。在一定程度上弥补了现有显著性检测算法对复杂多目标遥感图像显著目标检测能力不足,克服了其容易受到图像噪声干扰等缺陷。

2 地震滑坡、泥石流显著性分析

地震滑坡和泥石流是两种典型的地震次生地质灾害,属于震后新发育的地物,在遥感影像上显著性较高。由于地震滑坡体沿着软弱面下滑,形成明显的滑动面,在滑坡体下部有新的岩土体堆积,因而其相较于周围岩土体、植被、水体等亮度值更高,在震后遥感影像上呈现灰白或白色调。同时,滑坡体在遥感影像上呈现出特殊的空间形态和纹理特征,使得震后滑坡体在遥感影像上具有较高的显著性。泥石流跟滑坡类似,在遥感影像上一般呈现浅色调。泥石流形成区,岩石风化严重,松散固体物质丰富、杂乱,色调极不均匀。泥石流流通区夹杂有大量泥沙,两侧堆积成垄岗状地形,其色调较浅,相较于周围地物易于区别。对震后灾区高分辨率遥感影像解译发现,灾害体的亮度特征以及同周围地物较强的对比度特征是其准确解译的重要依据。因此,地震滑坡、泥石流在遥感影像上具有较高的显著性,可以利用显著性分析对其进行提取。

3 超像素区域相似性度量算法

3.1 算法概述

本文算法本质上是一种监督学习的方法。利用 SLIC 分割和 GBVS 显著性检测得到超像素和显著超像素,修正显著超像素得到显著目标提取的训练样本。通过计算超像素与训练样本之间的相似性并转化为区域隶属度,从而实现显著目标信息的快速提取。算法的主要实现步骤为:

- 1) 利用 SLIC 算法对原始遥感影像分割得到超像素;
- 2) 利用 GBVS 算法对超像素做显著性检测,得到显著超像素;
- 3) 进一步修正显著超像素,得到更加准确的目标区域,即作为显著目标提取的训练样本;
- 4) 分别构造超像素与训练样本的特征向量集,并对其进行层次化处理;
- 5) 逐层次计算超像素的隶属度值,经过多层次的区域相似性检测,最终得到显著目标提取结果。

该算法的整体流程如图 1 所示。

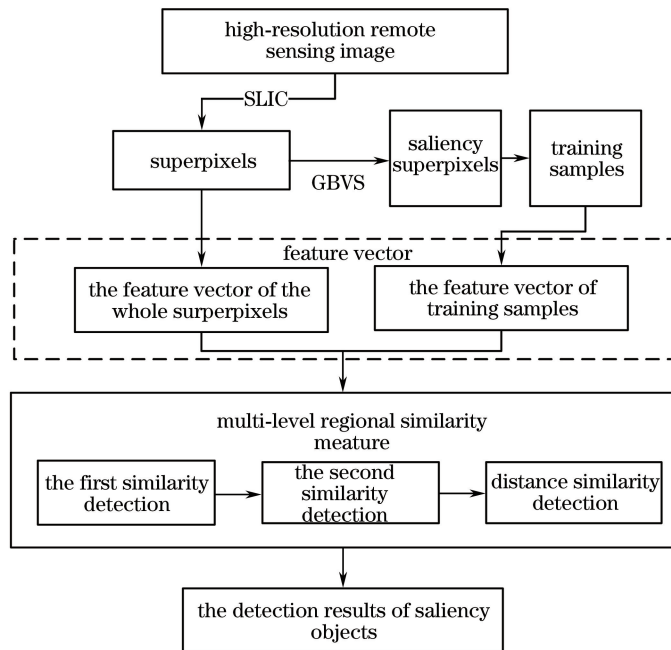


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm

3.2 显著性检测和超像素分割

3.2.1 GBVS 显著性检测

GBVS 显著性检测算法类似 Itti 算法模拟生物视觉原理,在显著图生成过程中引入了马尔科夫链,是一种融合生物模型和纯数学计算的显著性检测算法^[11]。该算法属于一种局部显著性检测方法,相较于其他算

法可以得到更加准确的显著目标,但目标完整性较差^[31]。图2为固定阈值85%水平下分别对一幅简单的自然图像和一幅较为复杂的遥感图像显著区域的提取结果。从图2可以明显看出,GBVS方法得到的显著目标准确度较高,但目标整体形状完整性保持不够,尤其对较复杂的多目标遥感图像,只能检测出部分显著性较高的区域,其他目标未能检测出来,漏检现象严重。

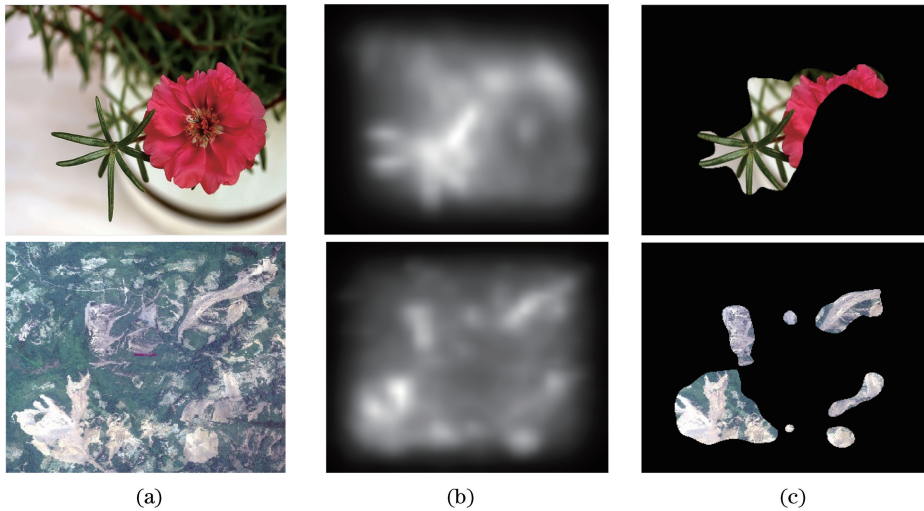


图2 GBVS显著性区域检测结果对照。(a)原图;(b)GBVS显著图;(c)显著区域提取结果(阈值85%)

Fig. 2 Saliency regions results using GBVS method. (a) Original images; (b) GBVS saliency maps; (c) extracted results of saliency regions (threshold is 85%)

3.2.2 SLIC 超像素分割

SLIC超像素分割是一种简单线性迭代聚类算法,因其实现速度快,能生成紧凑、面积近似均匀的高质量超像素,而得到广泛应用^[32]。该算法首先将彩色图像转化为CIELAB颜色空间,利用LAB空间中的亮度分量、两个颜色分量和 x 、 y 坐标组合成五维空间向量,再对该空间向量做K-means聚类得到超像素分割结果^[16]。该算法的最大优点在于分割的超像素个数可控,通常可以根据图像分辨率和实际应用需求进行调整。图3为不同尺度下的SLIC超像素分割结果(分割尺度指分割后得到的超像素个数)。

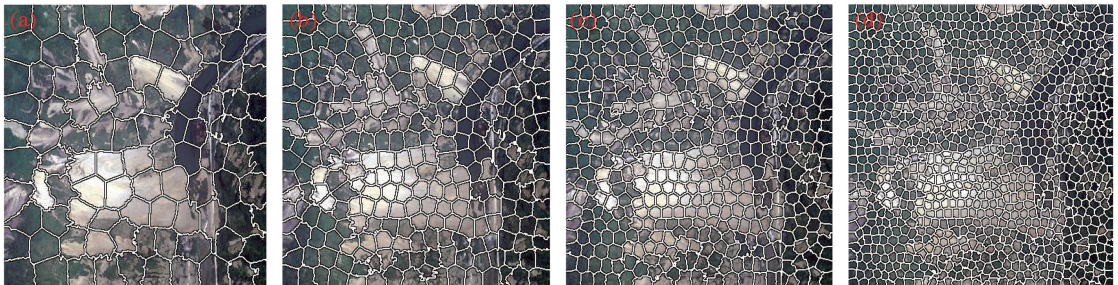


图3 不同尺度下的SLIC超像素分割结果。(a)100;(b)300;(c)500;(d)1000

Fig. 3 Segmentation results of SLIC superpixel under different scales. (a) 100; (b) 300; (c) 500; (d) 1000

3.2.3 显著区域修正

利用GBVS算法得到显著图后,需要设定合适的阈值来提取显著区域。本文方法以显著性值域的85%为阈值,对显著区域进行SLIC分割,得到图4(a)中的显著区域分割结果 P_1 。提取结果显示,显著区域边缘仍然包含了部分非目标区域,标号58、59、68、98、99、100、101、128等超像素亮度较低,遥感解译发现该类地物可能是水体、植被等。直接以 P_1 作为显著目标提取的训练样本并构造特征向量存在一定的误差,因此本文方法对 P_1 进行了修正。

GBVS得到的显著区域像元具有高亮度、低离散的特点,反映在统计信息上即显著区域像元亮度均值较高,方差较小。因此,通过统计显著区域超像素的亮度均值和方差得到变异系数 V ,利用最大类间方差

(Otsu)算法^[33]计算 V 阈值,剔除 V 值大于阈值的部分显著区域边缘超像素来优化 GBVS 显著区域。得到图 4(b)中的显著区域修正结果 P_2 ,绿色部分即为修正区域,修正后的显著区域同质性更高,可以作为显著目标提取的训练样本。

$$V = \frac{\sigma}{M}, \quad (1)$$

式中 V 为显著区域特征统计量, σ 为显著区域超像素标准差, M 为显著区域超像素均值。

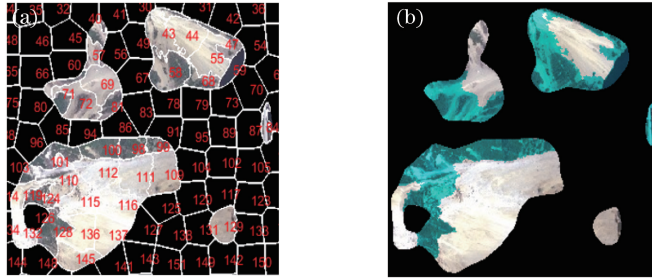


图 4 修正 GBVS 显著区域。(a)显著区域分割结果 P_1 ; (b)显著区域修正结果 P_2

Fig. 4 Amendment results of GBVS saliency regions. (a) Segmentation result of saliency regions as P_1 ; (b) amendment result of saliency regions as P_2

3.3 图像区域相似性度量

在得到训练样本后,需要对全体超像素与训练样本之间的相似性做出衡量。本文方法首先统计了全体超像素与训练样本的部分底层特征,并将其转化为特征向量集。然后对特征向量集进行层次化处理,最后通过构造相似性联合概率得到全体超像素的隶属度值,进而得到显著目标的提取结果。

3.3.1 超像素区域特征向量

表征图像区域特征的底层描述子有很多,如均值、方差、标准差、中值、极差、协方差以及反映区域内部纹理特征的描述子局部二进模式(LBP)^[34]等。每一种统计特征均具有一定描述目标属性的能力,但仅依靠某一种特征并不能较为全面地刻画特定目标。因此,本文方法通过统计超像素区域的多种底层特征并构造特征向量集来对图像区域进行描述。该算法主要选取的图像区域特征包括均值、标准差、中值、极差、协方差以及 LBP 纹理特征描述子,并将其表示成向量形式。同时,由于人眼视觉注意中,距离显著目标越远的目标关注程度较低,因而将显著性最高的超像素中心点坐标 (x_R, y_R) 也纳入到特征向量集中,将该特征向量记作 \mathbf{F} 。本文构造的图像区域特征向量集是一种开放的向量模式,不局限于本文方法所使用的这些特征。

$$\mathbf{F} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, x_R, y_R, \dots), \quad (2)$$

式中 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, x_R, y_R$ 分别表示区域 i 的均值、标准差、中值、极差、协方差、LBP 值以及显著性最高的超像素中心点坐标 (x_R, y_R) 。

3.3.2 区域相似性计算

分别构造全体超像素和训练样本的特征向量后,需要对全体超像素与训练样本之间的相似性做出度量。训练样本各维特征向量均取显著区域统计量的均值,以此作为训练样本的标准特征向量。

假设超像素区域 I_i 与训练样本 I^* 的特征向量分别表示为 $\mathbf{I}_i = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_N)$ 和 $\mathbf{I}^* = (\beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \dots, \beta_N^*)$,其中 β_i 和 β_i^* 分别为超像素区域 I_i 和 I^* 第 i 维的特征描述子。本文方法通过计算对应特征描述子之间的差异,来衡量特征向量之间的相似度大小,计算公式如下:

$$S_i = \sum_{i=1}^N \omega_i s_i = \omega_1 s_1 + \omega_2 s_2 + \omega_3 s_3 + \dots + \omega_N s_N, \quad (3)$$

式中 S_i 表示超像素区域 I_i 与训练样本 I^* 之间的相似度, N 为特征向量的维度, ω_i 表示特征 β_i 的权重。一般地,特征描述子之间是线性无关的,因此 ω_i 可以表示为

$$\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = \dots = \omega_N = \frac{1}{N}, \quad (4)$$

式中 s_i 表示特征 β_i 与 β_i^* 之间的差异,并转化为两者之间的相似度,可以表示为

$$s_i = 1 - \frac{|\beta_i - \beta_i^*|}{\beta_i^*}, \quad (5)$$

特征 β_i 和 β_i^* 之间差异越大, 则 s_i 越小, 即特征向量 \mathbf{I}_i 和 \mathbf{I}^* 的第 i 维特征描述子相似度较低, 反之则较高。依次计算所有特征描述子之间的相似度, 由(3)式可以得到超像素区域 \mathbf{I}_i 与训练样本 \mathbf{I}^* 之间的相似度大小。

本文方法对图像区域相似度的衡量中纳入了区域中心与显著性最高的超像素中心之间的距离测度, 同样将其转化为距离相似度, 计算公式如下:

$$H_i = 1 - \frac{d_i}{d_{\max}}, \quad (6)$$

式中 H_i 表示超像素区域 \mathbf{I}_i 的距离相似度, d_i 表示超像素区域 \mathbf{I}_i 中心距离显著性最高的超像素中心的距离, 可以表示为

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_R)^2 + (y_i - y_R)^2}, \quad (7)$$

式中 (x_i, y_i) 和 (x_R, y_R) 分别表示超像素区域 \mathbf{I}_i 中心点坐标和显著性最高的超像素中心点坐标。 d_{\max} 表示所有距离中的最大值。距离最显著超像素中心越远, 则该区域的距离相似度越小, 反之则越大。

3.3.3 层次化区域隶属度计算

图像区域特征具有一定的差异性, 不同特征对目标的描述能力不同。如区域灰度均值和中值反映了图像区域整体的亮度水平, 而标准差、极差、协方差以及 LBP 值反映了区域内部像元灰度之间的差异。为了提高算法的显著目标检测能力, 本文方法对特征向量做了层次化处理。以区域亮度均值和中值作为第一主特征向量 \mathbf{F}_1 , 以标准差、极差、协方差以及 LBP 值作为第二主特征向量 \mathbf{F}_2 。同时, 将各个区域中心点到最显著超像素中心点之间的距离作为辅助特征向量 \mathbf{F}_3 , 具体表示如下:

$$\mathbf{F}_1 = (\beta_1, \beta_2), \quad (8)$$

$$\mathbf{F}_2 = (\beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6), \quad (9)$$

$$\mathbf{F}_3 = (d), \quad (10)$$

式中 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, d$ 分别表示超像素灰度均值、中值、标准差、极差、协方差、LBP 值以及超像素中心和最显著超像素中心之间的距离。

将特征向量层次化分解后, 可以依据不同层次分别进行处理, 逐层次计算超像素区域 \mathbf{I}_i 的相似度, 并转化为 \mathbf{I}_i 与训练样本间的隶属度值。基于超像素区域 \mathbf{I}_i 的隶属度值, 利用 Otsu 算法^[31] 计算其阈值, 逐层次剔除隶属度较低的区域, 最终得到层次化的显著目标提取结果。各层次下的区域隶属度计算步骤如下:

1) 第一主相似度检测, 得到超像素区域 \mathbf{I}_i 的隶属度为

$$P(\mathbf{F}_1) = \frac{1}{2}(s_1 + s_2), \quad (11)$$

2) 第二主相似度检测, 得到超像素区域 \mathbf{I}_i 的隶属度为

$$P(\mathbf{F}_2) = P(\mathbf{F}_1) \times \frac{1}{4}(s_3 + s_4 + s_5 + s_6), \quad (12)$$

3) 加入距离辅助相似度检测, 得到超像素区域 \mathbf{I}_i 的最终隶属度为

$$P(\mathbf{F}_3) = P(\mathbf{F}_2) \times H_i. \quad (13)$$

4 实验及分析

4.1 实验数据

一般地, 显著性检测算法具有公开的测试数据集, 如 ASD 数据库、MSRA 数据库、CSSD 和 ESSD 数据库等。这些测试数据均是尺寸较小、背景简单的自然图像, 且给出了对应的显著目标标记图像, 可以简单地评价显著性检测性能。而目前尚没有公开的用于显著性检测的遥感测试数据集, 为了测试本文方法的检测效果, 实验分别采用了 2008 年汶川地震后第一时间获取的四川省北川县陈家坝地区的 ADS40 航拍数据, 以及 2015 年 12 月 20 日广东省深圳市光明新区泰裕工业园区发生泥石流后第一时间获取的 Pleiades 遥感数

据。由于该算法基于显著性检测理论,要求所选数据具有较为明显且类型一致或差异较小的显著目标,因此对测试图像进行裁剪得到具有明显灾害体的4幅测试图像,如图5(a)所示的原始图像 P 。图5中前3行原始图像为ADS40航拍数据,其空间分辨率为0.7 m,包含红、绿、蓝3个可见光波段,大小为 1024×1024 (行 \times 列)。第4行原始图像为Pleides遥感数据,空间分辨率为2.0 m,包含红、绿、蓝、近红外4个波段,大小为 512×512 (行 \times 列)。4幅测试图像中均存在较为明显且类型一致的显著目标,经目视解译发现该类显著地物可能为地震引发的滑坡体或工业区土体失稳导致的泥石流。

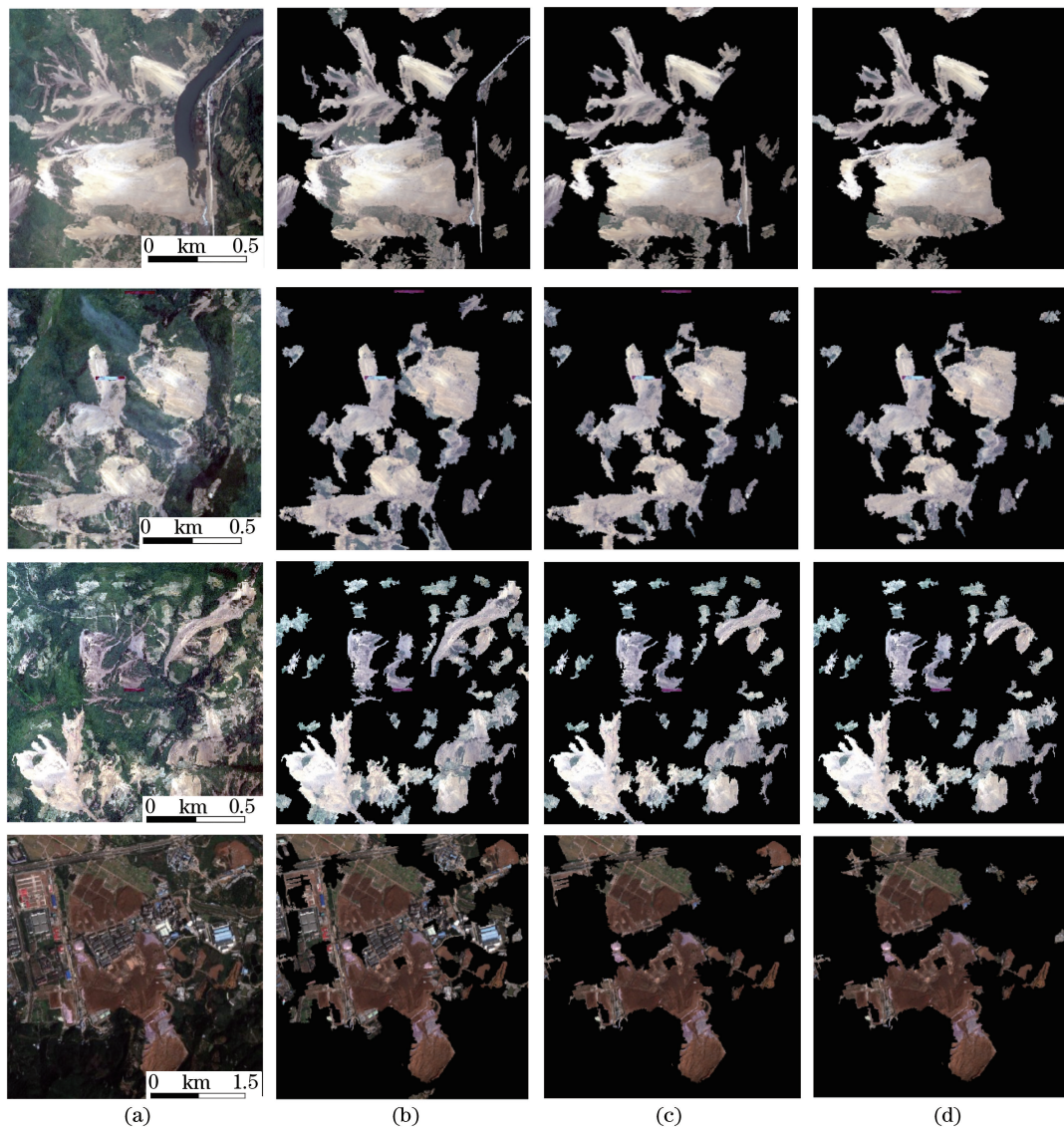


图5 本文方法显著区域提取结果。(a)原始图像 P ;(b)第一主相似度检测结果 P_1 ;
(c)第二主相似度检测结果 P_2 ;(d)加入距离因子提取结果 P_3

Fig. 5 Extracted results for saliency regions using proposed algorithm. (a) Original images P ;
(b) results P_1 using first main similarity detection; (c) results P_2 using second main similarity detection;
(d) final results P_3 adding the distance factor

4.2 实验结果

本文方法针对ADS40航拍数据分割尺度为200,针对Pleides遥感数据分割尺度为300。利用文中提出的图像区域相似性度量方法对4幅测试图像分别进行显著目标提取实验,得到图5(b)、(c)所示的提取结果。图5分别给出了原始遥感图像 P 、第一主相似度检测结果 P_1 、第二主相似度检测结果 P_2 以及加入距离辅助因子后的显著目标最终提取结果 P_3 。从图5可以看出,经过3个层次的逐层检测,显著目标被尽可能完整地保留了下来,而显著性较低的目标被逐步剔除,对于部分最显著目标位于图像边缘或角落的图像

(图 5 中第 3 行所示), 可以不做距离相似度检测, 只进行前 2 个层次检测即可。

4.3 实验分析与评价

4.3.1 评价指标

由于目前尚没有公开的可用于显著性检测的遥感图像数据集, 因此, 本文采用文献[10]所使用的精度评价方法。人工标注多边形区域, 该区域包含图像中最显著的目标, 以此作为基准图像 G 。得到基准图像 G 后, 计算不同阈值下的准确率 P 、召回率 R 及 T 值 3 个评价指标。其中 $G_n = 1$ 或 0 , 表示第 n 个像素(或超像素)为显著像素或非显著像素, S 为归一化的显著图^[17]。参照文献[35]将 3 个评价指标定义为

$$P = \frac{\sum_{n=1}^N G_n \times S_n}{\sum_{n=1}^N S_n}, \quad (14)$$

$$R = \frac{\sum_{n=1}^N G_n \times S_n}{\sum_{n=1}^N G_n}, \quad (15)$$

$$T = \frac{(1 + \epsilon^2) \times P \times R}{\epsilon^2 \times P + R}, \quad (16)$$

同时参照文献[36]得到准确率与召回率之比, 用 K 值表示为

$$K = \frac{P}{R} = \frac{\sum_{n=1}^N G_n}{\sum_{n=1}^N S_n}, \quad (17)$$

式中 ϵ^2 参照文献[10], 取值 0.3, n 为像素或超像素标号, 取值 $1, 2, \dots, N$ (超像素总数)。

准确率 P 反应了目标检测的精度水平, 而召回率 R 则反应了目标检测的查全率水平, 因此准确率又称查准率, 召回率又称查全率。一般地, 查准率和查全率相互制约, 较高的查准率往往以牺牲查全率为代价。较为理想的目标检测结果应同时具有较高的查准率和查全率, 较大的 T 值, 以及当 K 值越接近 1, 其检测结果越理想。

4.3.2 分析与评价

以固定阈值 85% 作为显著区域提取标准, 将本文方法提取结果分别与经典的 Itti 方法、GBVS 方法、FT 方法和 AC 方法提取结果进行对比, 对比结果如图 6 所示。从图 6 可以看出, Itti 方法和 GBVS 方法均可以较精确地提取出部分显著目标, 但目标形状完整性保持较差, 该类方法属于局部特征显著性检测方法。相反地, FT 方法和 AC 方法提取出的显著目标较完整, 形状保持较好, 但最显著目标受到抑制, 且容易受噪声影响, 该类方法属于全局特征显著性检测方法。而本文方法提取结果显著目标完整性更高、形状保持更好、受噪声干扰小, 在一定程度上弥补了前述两类方法的不足。

进一步按照文献[10]所述的方法, 通过手工标注多边形显著区域, 并按照(15)~(17)式得到不同阈值下的评价指标, 绘制如图 7 所示的检测性能评价图。从图 7 可以看出, 本文方法相较于经典的 Itti 方法、GBVS 方法、FT 方法和 AC 方法, 优势较为明显。其准确率 P 和召回率 R 曲线均高于其他 4 种方法, 即本文方法提取的显著目标精度较高且漏检情况较少, 图 7(d) 中 K 值曲线变化也证明了这个结论。进一步从 T 值和 K 值折线图, 图 7(c)、(d) 可以看出, 当阈值取 85% 时, T 值较高且 K 值接近 1, 检测效果达到最优, 这也是本文方法显著区域检测阈值取 85% 的原因。

综上, 本文方法提取显著目标的准确率和召回率明显高于其他 4 种方法。主要原因在于, 该算法以 85% 阈值水平下的显著区域为基础并对其边缘部分进行修正, 得到的超像素样本准确率更高。后续算法通过训练样本学习, 提取的特征向量可以较准确地反映显著目标的区域特征, 而层次化的区域相似性度量, 很大程度上减少了显著目标漏检情况, 提高了算法的查全率水平。该算法所提的超像素区域相似性, 是基于准确度更高的训练样本比对得到的, 逐层次的分析 and 比对使得该算法的显著目标检测能力更强, 更适合对复杂多目标的遥感图像显著信息进行提取。

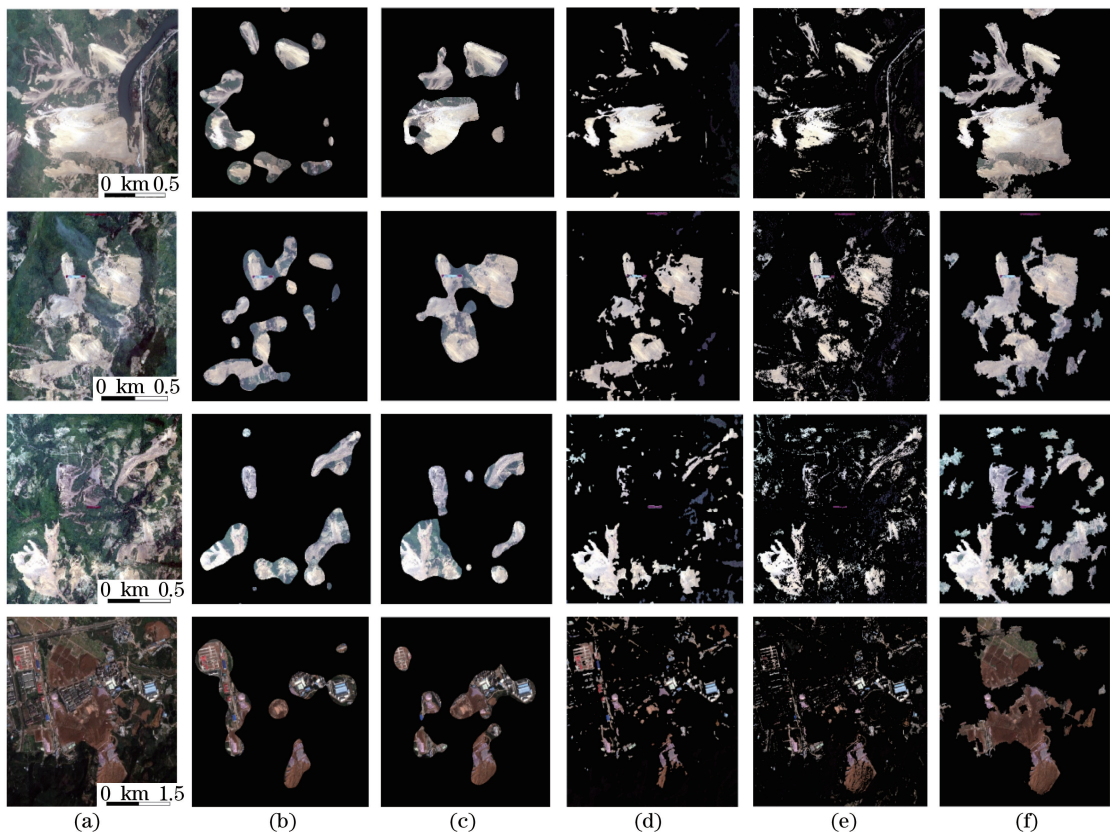


图 6 几种典型算法与本文方法显著区域提取结果对照。(a)原图;(b) Itti 方法;(c) GBVS 方法;
(d) FT 方法;(e) AC 方法;(f)本文方法

Fig. 6 Comparison of extracted results between several typical algorithms and the proposed algorithm in saliency regions.
(a) Original images; (b) Itti method; (c) GBVS method; (d) FT method; (e) AC method; (f) the proposed method

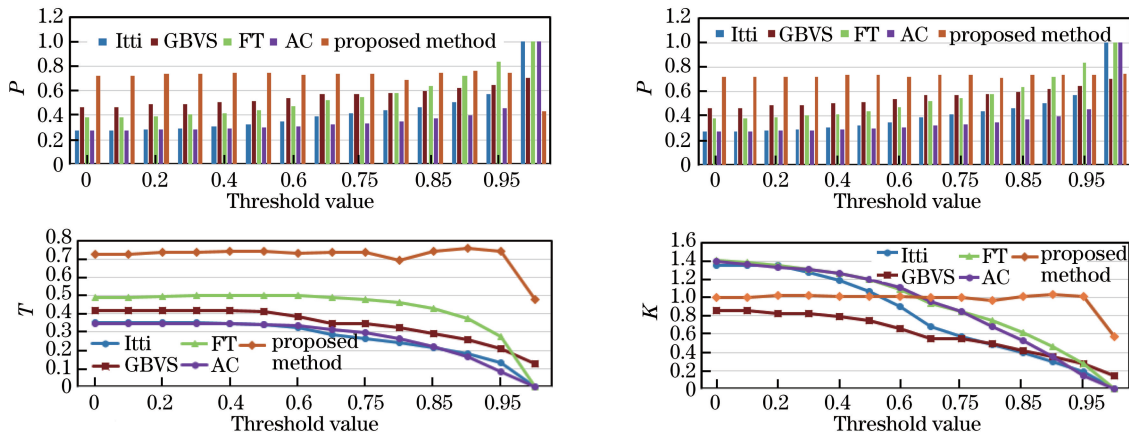


图 7 典型显著区域提取方法与本文方法性能对比。(a)准确率 P ;(b)召回率 R ;(c) T 值;(d) K 值

Fig. 7 Performance comparison of typical saliency region extraction methods with the proposed method.
(a) Precision rate P ; (b) recall rate R ; (c) T values; (d) K values

5 结 论

针对复杂多目标遥感图像中显著目标检测能力不足的问题,提出了一种基于超像素区域相似性度量的遥感图像显著目标提取算法。该算法通过将超像素区域特征向量层次化分解,逐层计算与训练样本的相似度并转化为隶属度值的方式,实现了对复杂多目标遥感图像显著信息的快速提取。该算法在一定程度上弥

补了遥感图像显著目标检测形状不完整、目标丢失等缺陷。与现有主流的显著性检测方法对比,该方法能够准确、快速且较为完整地提取出遥感图像中的显著目标,在人工地物识别、地质灾害应急等方面具有一定的应用潜力。该算法以显著性分析为基础,对存在较明显显著目标且类型单一或差异较小的遥感图像显著目标提取效果较好,而对于更大范围、更加复杂、存在多种显著目标的遥感图像检测能力相对不足。后续研究需扩展遥感图像类型,增加训练样本,挖掘更多有效的图像区域特征,借助数据挖掘、机器视觉等手段更高效地实现对遥感图像显著信息的提取。

参 考 文 献

- [1] Li Deren, Zhang Liangpei, Xia Guisong. Automatic analysis and mining of remote sensing big data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(12): 1211-1216.
李德仁, 张良培, 夏桂松. 遥感大数据自动分析与数据挖掘[J]. *测绘学报*, 2014, 43(12): 1211-1216.
- [2] Wang Rong. Information extraction method research of high resolution remote sensing image[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2013.
王 荣. 高分辨率遥感影像信息提取方法的研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2013.
- [3] Mou Li, Zhang Xuewu, Zhang Zhuo, *et al.* Saliency detection optimization method in natural scene[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(12): 121501.
牟 丽, 张学武, 张 卓, 等. 自然场景下的显著性检测优化方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(12): 121501.
- [4] Li Z Q, Chen J S. Superpixel segmentation using linear spectral clustering[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015: 1356-1363.
- [5] Wang X F, Min H, Zou L, *et al.* A novel level set method for image segmentation by incorporating local statistical analysis and global similarity measurement[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(1): 189-204.
- [6] Desimone R, Duncan J. Neural mechanisms of selective visual attention[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 1995, 18(1): 193-222.
- [7] Zhang Libao, Zhang Jue. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for remote sensing images[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(1): 0114001.
张立保, 章 珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. *中国激光*, 2015, 42(1): 0114001.
- [8] 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.
- [9] Achanta R, Estrada F, Wils P, *et al.* Salient region detection and segmentation[C]. *International Conference on Computer Vision Systems*, 2008: 66-75.
- [10] Achanta R, Hemami S, Estrada F, *et al.* Frequency-tuned salient region detection[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1597-1604.
- [11] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency[C]. *Proceedings of the 19th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2006: 545-552.
- [12] Song Xiyi, Zhou Lili, Li Zhongguo, *et al.* Review on superpixel methods in image segmentation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(5): 0599-0608.
宋熙煜, 周利莉, 李中国, 等. 图像分割中的超像素方法研究综述[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(5): 0599-0608.
- [13] Shi J, Malik J. Normalizedcuts and image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888-905.
- [14] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 583-598.
- [15] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [16] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels[R]. EPFL Technical Report, 2010: 149300.
- [17] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [18] Liu Baosheng, Yan Liping, Zhou Donghua. Comparison of some classical similarity measures[J]. *Application Research of Computers*, 2006, 23(11): 1-3.
刘宝生, 闫莉萍, 周东华. 几种经典相似性度量的比较研究[J]. *计算机应用研究*, 2006, 23(11): 1-3.
- [19] Chen Weibing. Comparison of matching capabilities in similarity measurements[J]. *Journal of Computer Applications*,

- 2010, 30(1): 98-110.
- 陈卫兵. 几种图像相似性度量的匹配性能比较[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 98-110.
- [20] Zhang J, Korfhage R R. A distance and angle similarity measure method[J]. Journal of the American Society for Information Science, 1999, 50(9): 772-778.
- [21] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [22] Yan Yu, Sun Jinyao. An improved-SLIC algorithm based on regional re-division[J]. Laser Journal, 2016, 37(8): 129-133.
- 颜雨, 孙尽尧. 基于区域再分割的改进型 SLIC 超像素生成算法[J]. 激光杂志, 2016, 37(8): 129-133.
- [23] Xu Mingzi, Lü Li, Li Xiwang. Topic-focused web crawler system[J]. Computer Systems and Applications, 2013, 22(7): 36-39.
- 徐明子, 吕立, 李喜旺. 改进空间向量模型主题网络爬虫系统[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(7): 36-39.
- [24] Liu Yuehu, Wang Fei, Liu Xiaodong, *et al.* A feature matrix similarity measure method and its application to image retrieval[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006, 19(4): 497-502.
- 刘跃虎, 王飞, 刘晓东, 等. 一种特征矩阵的相似性度量方法及其在图像检索中的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(4): 497-502.
- [25] Zhang Yujin. Image processing and analysis technology[M]. Beijing: Higher Education Press, 2008.
- 章毓晋. 图像处理和分析技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008.
- [26] Duan Shan, Wang Xiaofan, Zhang Hong. Research on method of similarity measure for images[J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2016, 35(4): 121-125.
- 段汕, 王小凡, 张洪. 图像相似性度量方法的研究[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2016, 35(4): 121-125.
- [27] Hu Yuxi, Li Yikun, Yang Shuwen, *et al.* Content-based urban area image retrieval in remote sensing image database[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(3): 67-72.
- 胡玉玺, 李轶鲲, 杨树文, 等. 基于内容的遥感图像数据库城市区域检索[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 67-72.
- [28] Zhang min, Feng Xiaohong. Image retrieval based on two-step similarity measure[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2010, 30(6): 101-106.
- 张敏, 冯晓虹. 基于两阶段相似性度量策略的图像检索方法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2010, 30(6): 101-106.
- [29] Mardones T, Allende H, Moraga C. Leveraging similarities and structure for dense representations combination in image retrieval[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 38: 641-657.
- [30] Li X. Image retrieval based on perceptive weighted color blocks[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1935-1941.
- [31] Lin Chang, He Bingwei, Dong Shengsheng. An indoor object fast detection method based on visual attention mechanism of fusion depth information in RGB image[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(11): 1108005.
- 林昌, 何炳蔚, 董升升. 融合深度信息的室内 RGB 图像视觉显著物体快速检测方法[J]. 中国激光, 2014, 41(11): 1108005.
- [32] Zhang Yaya, Liu Xiaowei, Liu Futai, *et al.* Color image segmentation based on improved SLIC method[J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 205-209.
- 张亚亚, 刘小伟, 刘福太, 等. 基于改进 SLIC 方法的彩色图像分割[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 205-209.
- [33] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [34] Tan X Y, Triggs B. Fusing gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition[C]. International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2007: 235-249.
- [35] Tu Xiaopo. Image saliency and its evaluation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.
- 涂小坡. 图像显著性算法和评价研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
- [36] Wen Qi, Li Lingling, Liu Qingjie, *et al.* A man-made object area extraction method based on visual saliency detection and graph-cut segmentation for high resolution remote sensing imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(6): 831-837.
- 温奇, 李苓苓, 刘庆杰, 等. 基于视觉显著性和图分割的高分辨率遥感影像中人工目标区域提取[J]. 测绘学报, 2013, 42(6): 831-837.