

引文格式:董志鹏,王密,李德仁,等.利用对象光谱与纹理实现高分辨率遥感影像云检测方法[J].测绘学报,2018,47(7):996-1006. DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20170690.

DONG Zhipeng, WANG Mi, LI Deren, et al. A Cloud Detection Method for High Resolution Remote Sensing Imagery Based on the Spectrum and Texture of Objects[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(7): 996-1006. DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20170690.

利用对象光谱与纹理实现高分辨率遥感影像云检测方法

董志鹏¹,王密^{1,2},李德仁^{1,2},王艳丽¹,张致齐¹

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉 430079; 2. 地球空间信息协同创新中心,湖北 武汉 430079

A Cloud Detection Method for High Resolution Remote Sensing Imagery Based on the Spectrum and Texture of Objects

DONG Zhipeng¹, WANG Mi^{1,2}, LI Deren^{1,2}, WANG Yanli¹, ZHANG Zhiqi¹

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China

Abstract: To solving the problems that the spectral threshold selection of image cloud detection and the influence of cloud-like ground objects on cloud detection results, a novel cloud detection method for HSRI based on the spectrum and texture of objects is proposed. Firstly, histogram equalization is performed on the image, and then the appropriate image cloud detection spectral threshold is obtained according to the image equalization histogram. Secondly, the image is segmented to obtain superpixels using the simple linear iterative clustering algorithm. The cloud in the image is initially detected based on cloud detection threshold and spectral attributes of superpixels. Thirdly, the local binary patterns (LBP) texture image of histogram equalization image is obtained. The initial cloud detection image is refined based on the gray mean value and angular second moment of the superpixels LBP texture to eliminate the influence of cloud like objects. Finally, the cloud detection image is processed using region growing algorithm and expansion algorithm to obtain accurate cloud detection results. The experimental results show that the proposed method can obtain good cloud detection results.

Key words: high resolution remote sensing image; cloud detection; adaptive spectral threshold for cloud detection; LBP texture; superpixels

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(Nos. 91438203; 91638301; 91738302)

摘要:针对高分辨率遥感影像云检测过程中合适的云检测光谱阈值难以确定及影像中类云地物对云检测精度影响的问题,提出一种基于对象光谱与纹理的高分辨率遥感影像云检测方法。首先,对影像进行直方图均衡化处理,根据均衡化影像直方图获得合适的影像云检测光谱阈值。其次,用简单线性迭代聚类算法对影像进行分割生成分割对象,以对象为处理单元,根据云检测光谱阈值和对象光谱属性对对象进行云检测过滤,获得初始云检结果。然后,求得直方图均衡化影像的纹理图,根据对象的纹理均值及角二阶矩对初始云检测结果提纯,消除类云地物对云检测精度的影响。最后对提纯云区域进行区域增长及膨胀处理,获得最终的影像云检测结果。定性对比试验和定量评价结果表明,本文方法可以获得良好的影像云检测结果。

关键词:高分辨率遥感影像;云检测;自适应云检测光谱阈值;LBP纹理;超像素

中图分类号:P237 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-1595(2018)07-0996-11

基金项目:国家自然科学基金(91438203; 91638301; 91738302)

随着对地观测卫星技术的发展, 高分辨率的遥感影像已经应用到城市规划、作物分类、灾害监测等众多领域^[1-2]。由于云层覆盖了地表上空约 66% 的面积, 造成高分辨率遥感影像中有大量云区域存在, 降低了高分辨率遥感影像的使用价值, 对基于高分辨率遥感影像的目标识别、图像分类等处理产生负面影响^[3-5]。因此, 云检测已成为高分辨率遥感影像处理中非常重要的内容^[6-7]。针对遥感影像的云检测处理, 国内外学者开展了大量的研究, 由于高分辨率遥感影像光谱波段范围的限制, 其云检测算法多采用影像多特征融合处理的思想实现高分辨率遥感影像中云层区域的检测^[8-9]。如文献[9]首先基于光谱特征得到影像中云区域的粗提取结果, 其次结合几何特征与纹理特征对提取结果进行提纯, 最后对提纯结果进行连通性处理获得最终的影像云检测结果, 但该方法的云检测结果易受影像中山脉、雪等类云地物影响。文献[10]根据影像中云层对象和下垫面对象的光谱、纹理等属性训练 SVM 分类器, 使用训练好的 SVM 分类器对影像中图像块对象进行是否为云的判断, 提取影像中的云区域, 但该方法需要大量的云检测训练样本。文献[11]首先将影像分割为 64×64 大小的图块对象, 根据每个对象的光谱均值与方差、纹理角二阶矩与一阶差分等对对象是否为云进行判断, 实现影像中云区域的检测, 但该方法中合适的影像云检测光谱阈值难以确定, 云检测精度较低。文献[12]将影像从 RGB 转换到 HIS 颜色空间, 利用光谱特征实现影像中云区域的粗提取, 利用纹理属性对粗提取结果进行提纯处理, 最后对云层提取结果膨胀处理, 获得最终的云检测结果, 但该方法中合适的影像云检测光谱阈值难以确定。综上所述, 在基于影像多特征融合处理的高分辨率遥感影像云检测思想中, 存在合适的影像云检测光谱阈值难以确定的问题, 以及影像中雪、山脉、建筑物等类云地物影响影像云检测精度等问题。

针对以上问题, 本文提出一种基于对象光谱与纹理的高分辨率遥感影像云检测方法。该方法首先对影像进行直方图均衡化处理, 根据均衡化影像直方图获得合适的云检测光谱阈值。其次用简单线性迭代聚类 (simple linear iterative clustering, SLIC) 算法对影像进行分割, 生成超像素对象。根据云检测光谱阈值, 以超像素对象为处理单元获得初始影像云检测结果。然后求得影

像旋转不变局部二值模式 (local binary patterns, LBP) 纹理图, 根据超像素的 LBP 纹理均值与角二阶矩对初始影像云检测结果提纯, 消除类云地物对云检测的影响。最后对提纯后的影像云区域进行区域增长及膨胀处理, 获得最终的影像云检测结果。定性对比试验和定量评价验证了本文方法的有效性。

1 方 法

本文方法主要分为 4 个步骤: ① 影像直方图均衡化处理, 根据均衡化影像直方图获得合适的云检测光谱阈值; ② SLIC 算法对影像分割生成超像素对象, 根据云检测光谱阈值和超像素光谱属性获得初始影像云检测结果; ③ 求得均衡化影像的 LBP 纹理图, 根据超像素 LBP 纹理均值与角二阶矩对初始影像云检测结果提纯; ④ 对提纯后云区域进行区域增长与膨胀处理, 获得最终的云检测结果。总体流程如图 1 所示。

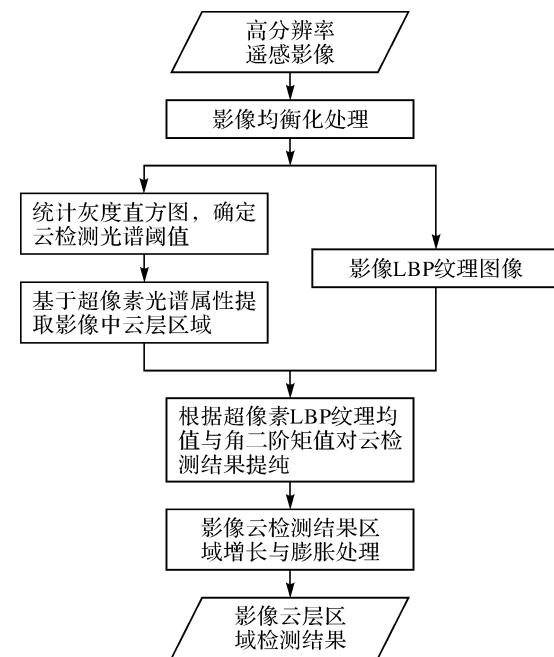


图 1 影像云检测流程

Fig.1 The flowchart of cloud detection

1.1 云区域粗提取

1.1.1 确定自适应云检测光谱阈值

云在可见光和近红外波段对于光线的反射率比大多数地物强, 在影像上表现为云相对于地面目标有较高的灰度值^[13-14]。因此利用该特征, 采用基于光谱特征的阈值判断可以有效地实现影像中的云与地面目标的分类^[6]。而合适的影像云检

测光谱阈值多采用人为试错求得,难以准确自动获得。高分辨率遥感影像云区域的云边界到云中心存在着薄云到厚云的过渡带区域的特征,如图2所示。通过求得云过渡带区域像素对应的光谱值,利用云过渡带区域像素光谱值求得云边界像素光谱值,将大于云边界像素光谱值的影像区域作为云区域,可以有效提取影像中的云区域。

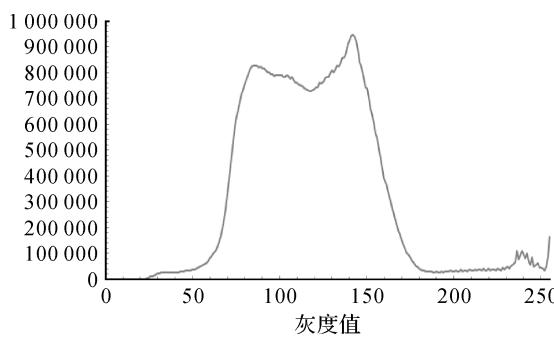


图2 试验影像

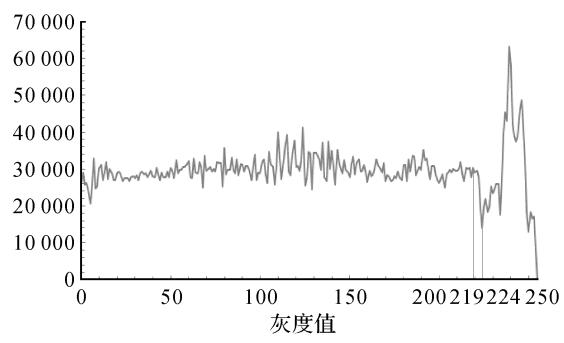
Fig.2 Experimental image

本文使用的试验数据为包含蓝($0.45 \sim 0.52 \mu\text{m}$)、绿($0.52 \sim 0.59 \mu\text{m}$)、红($0.63 \sim 0.69 \mu\text{m}$)和近红外($0.77 \sim 0.89 \mu\text{m}$)4个波段的10 bits多光谱遥感影像,影像的光谱值范围为 $0 \sim 1023$ 。选取影像的近红外、红和绿波段作为试验中图像处理的R、G、B波段,并将影像的光谱属性除以4,将影像的光谱值范围压缩为 $0 \sim 255$,便于后续的试验计算处理。根据式(1)求得图2影像的灰度直方图,图3(a)为该影像灰度直方图走势图。将影像的R、G、B3个波段分别进行直方图均衡化处理,均衡化的目的是突出隐含有纹理细节的图像,由于地物包含较丰富的纹理信息,其细节清晰度比均衡化之前有较大提高^[11]。根据式(1)求得影像均衡化后的灰度直方图^[15],图3(b)为该影像均衡化后灰度直方图走势图。

$$\text{gray} = R \times 0.299 + G \times 0.587 + B \times 0.114 \quad (1)$$



(a) 原始影像直方图走势



(b) 影像均衡化直方图走势

图3 影像灰度直方图走势

Fig.3 The image gray histogram trend diagram

在图3(a)中看似不存在明显的可获得云检测光谱阈值的变化规律。在图3(b)中当灰度为219时直方图剧烈下降,在灰度为224时直方图上升,灰度大小属于[219,224]的影像云掩膜结果如图4(a)所示。图4(b)为图4(a)影像云掩膜结果与原始影像叠加示意图,当灰度大小处于[219,224]时,对应的影像云掩膜结果处于影像云边界与云中心的过渡区域。试验结果表明,通过捕获影像均衡化直方图中的突变点,可以准确获得云过渡带区域像素对应的光谱值。利用云过渡带区域像素光谱值求得云边界像素光谱值,将大于云边界像素光谱值的区域作为云,实现影像中云区域的提取。统计157景资源三号02星、高分一号和高分二号多光谱影像通过均衡化直方图求影像

云检测光谱阈值试验结果,总结出以下求自适应云检测光谱阈值准则:

(1) 在 $[160, 253]$ 内 TD_1 为均衡化直方图中的极值点,其对应的像素数为 $\text{count}[\text{TD}_1]$; TD_2 为大于 TD_1 的第一个极值点,其对应的像素数为 $\text{count}[\text{TD}_2]$ 。当 TD_1 、 TD_2 为 $[160, 253]$ 内首次满足式(2)的灰度值时, $[\text{TD}_1, \text{TD}_2]$ 为该影像云过渡区域像素对应的光谱值范围。

$$\frac{|\text{count}[\text{TD}_1] - \text{count}[\text{TD}_2]|}{\max(\text{count}[\text{TD}_1], \text{count}[\text{TD}_2])} \geq 42.5\% \quad (2)$$

式中, $\max(\text{count}[\text{TD}_1], \text{count}[\text{TD}_2])$ 为 $\text{count}[\text{TD}_1]$ 与 $\text{count}[\text{TD}_2]$ 中的较大值。

(2) 影像云边界像素的光谱值 $\text{TD} = \text{TD}_1 - 2$,则影像自适应云检测光谱阈值为 TD 。

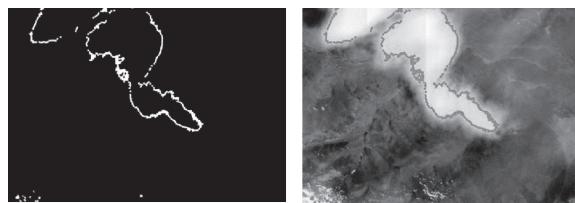


图 4 试验结果

Fig.4 Experimental results

1.1.2 获取初始云检测结果

由于高分辨率遥感影像中存在“椒盐”噪声, 基于像素的光谱阈值云检测会将光谱值高的“椒盐”噪声检测为云, 而基于对象的高分辨率遥感影像处理方法可以有效地消除“椒盐”噪声对云检测的影响^[16-17]。文献[18]提出了超像素这一概念, 所谓超像素是指具有相似纹理、颜色、亮度等特征的相邻像素构成的图像块。文献[19]中提出 SLIC 算法生成超像素, 将彩色图像转换为 CIELAB 颜色空间和 X、Y 坐标下的 5 维特征向量, 然后对 5 维特征向量构造度量标准, 对图像像素进行局部聚类生成超像素。相对于分水岭算法、区域增长算法和基于图的图像分割算法等传统的影像分割算法生成的超像素, SLIC 算法生成的超像素具有更好的地物边界依附性、更加规则紧凑的形状, 并且可以人为控制生成超像素的个数并具有更好的抗噪性^[15,20]。使用 SLIC 算法对影像进行分割生成超像素对象, 以超像素对象为处理单元, 利用式(1)求得超像素的灰度值, 将灰度值大于等于云检测光谱阈值 TD 的超像素作为云, 可以有效地消除“椒盐”噪声对影像云检测结果的影响, 并获得初始的影像云检测结果。

经试验统计分析得到当超像素包含的像素数为 500 时, 影像的云检测效果最佳, 则影像分割生成超像素个数为 $N/500$, 其中 N 为影像中像素数。统计每个超像素包含的像素的光谱均值作为超像素的光谱属性值, 则超像素的光谱属性为 $S_i(R_i \ G_i \ B_i)$, 计算公式如下

$$\left. \begin{aligned} R_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} R_k \\ G_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} G_k \\ B_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} B_k \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中, n_i 为第 i 个超像素包含的像素的个数; R_k 、

G_k 、 B_k 为第 i 个超像素中包含的第 k 个像素的 R 、 G 、 B 属性值。

1.2 粗差剔除

沙漠、山脉等地物在可见光、近红外波段具有较高的反射率, 在高分辨率遥感影像上表现为具有较高的灰度值, 如图 5(a)、(c)。基于对象光谱阈值的云检测方法会将光谱属性值高的沙漠、山脉等地物识别为云, 则需要消除初始云检测结果中的沙漠、山脉等类云地物。文献[21]提出采用局部二值模式用于图像的纹理分析, 即求得图像的 LBP 纹理。LBP 通过局部模式分析纹理, 打破了传统的在像素层上纹理分析的方式, 且相比其他局部特征描述子(如 SIFT、RIFF 等), LBP 具有理论简单、容易计算和特征提出无须训练的优势^[22]。为了使图像具有旋转不变性, 文献[23]对原始 LBP 进行改进, 提出旋转不变的 LBP, 通过旋转圆形邻域得到一系列的初始定义的 LBP, 取其最小值作为旋转不变的 LBP 的值。大量旋转不变和光照不变的纹理试验表明, 旋转不变 LBP 具有良好的低维性和不变性, 可以很好地用于图像分类^[22-23]。本文使用旋转不变的 LBP 纹理用于沙漠、山脉等类云地物与云之间的差异区分。图 5(b)、(d) 分别为图 5(a)、(c) 影像直方图均衡化后的旋转不变 LBP 纹理图。在图 5(a)、(c) 中沙漠、山脉与云在影像上均表现出具有较高的光谱属性, 但在图 5(b)、(d) 中沙漠、山脉等类云地物表现出灰度值较低, 且灰度分布不均匀及纹理较细的特征, 而云具有较高的灰度值, 且灰度分布均匀及纹理较粗的特征。据此, 通过 LBP 纹理图中的灰度值大小与分布的均匀程度可实现云与类云地物间的分类。

本文以超像素作为处理单元, 求得各超像素包含像素的 LBP 值均值, 用来描述超像素在 LBP 图像中灰度值的大小, 计算公式如式(4)所示。角二阶矩能良好地反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度^[24], 则求得超像素包含像素 LBP 值的灰度共生矩阵的角二阶矩, 用来描述超像素包含像素的 LBP 值分布的均匀性, 计算公式如式(5)所示。其中云的纹理较粗, 角二阶矩较大; 类云地物的纹理较细, 角二阶矩较小^[25-26]。影像中所有超像素 LBP 值的均值计算公式如式(6)所示, 所有超像素角二阶矩的均值计算公式如式(7)所示。通过大量试验得出, 根据超像素的 LBP 值与角二阶矩实现云与类云地物间分类的判断准则如

式(8)所示。在初始云检测结果中,当超像素的LBP值与角二阶矩同时满足式(8)时,该超像素为云,否则为非云地物,经过此判断消除初始云检测结果中的类云地物。

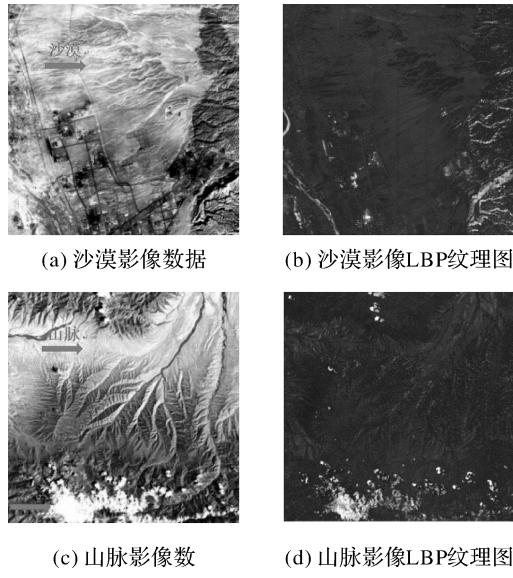


图 5 试验影像

Fig.5 Experimental images

$$\text{SLBP}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \text{LBP}_k \quad (4)$$

$$\text{SASM}_i = \sum_l \sum_m [\text{P}(l, m)]^2 \quad (5)$$

$$\text{aveLBP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{SLBP}_i \quad (6)$$

$$\text{aveASM} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{SASM}_i \quad (7)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{SLBP}_i \geq \text{aveLBP} \times 2.12 \\ \text{SASM}_i \geq \text{aveASM} \times 0.57 \end{array} \right\} \quad (8)$$

式中, SLBP_i 为第 i 个超像素的 LBP 值; n_i 为第 i 个超像素包含的像素的个数; LBP_k 为第 i 个超像素中包含的第 k 个像素的 LBP 值; SASM_i 为第 i 个超像素的角二阶矩; $P(l, m)$ 为第 i 个超像素中像素的 LBP 值归一化灰度共生矩阵中位置 (l, m) 处值; aveLBP 为所有超像素 LBP 值的均值; aveASM 为所有超像素角二阶矩的均值; n 为影像中超像素的个数。

1.3 云区域精检测

在影像旋转不变 LBP 纹理图像中, 云区域边界像素的 LBP 值比中心像素低, 云区域经过粗差剔除后, 云区域薄云边界也被剔除, 需要恢复云区域的薄云边界。以粗差剔除后云区域中包含的超

像素为种子点进行区域增长, 判断作为种子点的超像素的邻接超像素光谱属性值是否大于等于初始云检测光谱阈值 TD, 如果大于等于则将该邻接超像素加入云区域且作为云区域增长的种子点。循环区域增长过程, 直到没有超像素加入云区域时停止, 从而恢复云区域的薄云边界。

云区域增长结束后, 云区域中存在少量间隙孔洞, 则对云区域进行膨胀处理, 消除其中的孔洞^[11]。以云区域中的单个像素为种子点, 判断其 8 邻域的像素是否均为云, 将非云像素加入云区域并作为云区域膨胀处理的种子点。试验证明循环膨胀处理 5 次可以有效地消除云区域中的间隙孔洞。经区域增长与膨胀处理后得到最终的云区域检测结果。

1.4 云检测结果评价

云检测结果评价是影像云检测研究中必不可少的一步, 目前多采用目视判别与定量评价相结合的方式验证云检测结果的有效性^[3-9, 11-12]。本文同样采用目视判别与定量评价相结合的方式对本文方法的有效性进行验证。

目视判别是一种最基本、常用的评价方法。通过目视判别可以直观地观察云检测结果中的漏检、错检等情况, 而且只有云检测结果和目视评价的效果相吻合时, 定量评价指标才能使人信服。因此, 在目视判别的基础上采用召回率(recall)、虚警率(falsealarm)和准确率(accuracy)对本文方法进行定量评价。召回率的取值范围为 [0,1], 召回率越大, 说明算法识别为云的像素占影像中真云像素的比例越高。虚警率的取值范围为 [0,1], 虚警率越小, 说明在影像中算法识别为云的像素中非云像素的比例越低。准确率的取值范围为 [0,1], 准确率越大, 说明算法的云识别能力越高^[5, 7], 当准确率为 1 时, 说明算法的云检测结果与实际云层分布完全一致。召回率、虚警率和准确率的计算公式如下

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{falsealarm} = \frac{\text{FP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (10)$$

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{N} \quad (11)$$

式中, TP 为算法识别为云的像素中真实云像素的个数; FN 为算法将影像中云像素识别为非云像素个数; FP 为算法将影像中非云像素识别为云像素的个数; TN 为算法识别为非云像素中真实

非云像素的个数; N 为影像中像素的个数。

为了更加全面地评价本文方法的有效性,与经典的多光谱阈值法^[27]与文献[11]中的树状结构云检测方法进行对比评价。

2 试验结果与分析

通过两组试验对本文方法的有效性进行验证。对多光谱阈值法和树状结构云检测方法调整参数进行多次云检测试验,且采用目视判别的方法选择整体云检测效果最佳的结果与本文方法进行定性与定量对比评价。

2.1 试验 1

试验 1 使用的数据为 4 景资源三号 02 星标准景多光谱影像,影像包含蓝($0.45\sim0.52\text{ }\mu\text{m}$)、绿($0.52\sim0.59\text{ }\mu\text{m}$)、红($0.63\sim0.69\text{ }\mu\text{m}$)和近红外($0.77\sim0.89\text{ }\mu\text{m}$)4 个波段,各波段分辨率为 5.8 m,大小为 8816×8792 像素,具体如图 6 所示。图 6(a)影像中心地理坐标为 $80.3^{\circ}\text{E}, 36.2^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括山脉、云和雪等。图 6(b)影像中心地理坐标为 $82.7^{\circ}\text{E}, 44.1^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括山脉、云和雪等。图 6(c)影像中心地理坐标为 $58.1^{\circ}\text{E}, 42.5^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括戈壁、湖泊和云等。图 6(d)影像中心地理坐标为 $88.5^{\circ}\text{E}, 30.3^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括山脉、雪、冰和云等。

2.1.1 检测结果的目视评价

图 7 为不同检测方法对图 6 中 4 景影像处理后得到的云检测结果。由遥感领域专家目视判别获得 4 景影像的云检测目视解译结果,如图 7(a1)、(b1)、(c1)、(d1)所示。目视解译结果作为云检测算法效能评估的基准。图 7(a2)、(b2)、(c2)、(d2)分别为多光谱阈值法对图 6 中 4 景影像的云检测试验结果。图 7(a3)、(b3)、(c3)、(d3)分别为树状结构云检测方法对图 6 中 4 景影像的云检测试验结果。图 7(a4)、(b4)、(c4)、(d4)分别为本文方法对图 6 中 4 景影像的云检测试验结果。图中的绿色区域为云检测结果。

在图 7(a1)、(a2)、(a3)、(a4)云检测试验结果中,黄色矩形框圈定的山脉区域,由于山脉光谱与云光谱相似,多光谱阈值法将山脉区域识别为云,难以实现山脉与云间的区分。在树状结构云检测方法试验结果中,出现了大量的云区域错检现象,云检测识别精度较低。本文方法可以有效地识别该影像中的云区域,云检测结果与目视解译结果相似。

在图 7(b1)、(b2)、(b3)、(b4)云检测试验结

果中,图 7(b3)中出现了云区域错检现象,树状结构云检测方法的精度较低。多光谱阈值法与本文方法均出现了云区域漏检现象,但本文方法的云检测结果与目视解译结果更相似。

在图 7(c1)、(c2)、(c3)、(c4)云检测试验结果中,黄色圆形圈定的区域内,由于戈壁区域具有较高的反射率,多光谱阈值法将该区域误检为云,而本文方法可以有效地区分戈壁区域与云层间的差异。在图 7(c3)中树状结构云检测方法出现了大量云错检与漏检现象。从整体上观察,本文方法的云检测结果与目视解译结果基本相似。

在图 7(d1)、(d2)、(d3)、(d4)云检测试验结果中,黄色矩形框圈定的区域内,由于冰、雪具有较高的反射率,多光谱阈值法将冰、雪误检为云,而本文方法可有效地区分冰、雪与云间的差异。在多光谱阈值法的检测结果中,存在云误检现象。在树状结构方法的检测结果中,存在大量误检与漏检现象,检测精度较低。本文方法的云检测结果与目视解译结果基本一致,获得准确的云检测结果。

2.1.2 检测结果的定量评价

表 1 列出了 3 种不同算法对试验 1 中 4 景影像云检测结果的召回率、虚警率和准确率的定量评价结果。在表 1 中本文方法对于 4 景影像云检测结果的召回率均高于多光谱阈值法和树状结构云检测方法,说明本文方法比多光谱阈值法和树状结构云检测方法有更高的影像云层识别能力。在图 6(a)、(c)、(d)影像云检测结果中,本文方法的虚警率均小于多光谱阈值法和树状结构云检测方法;在图 6(b)影像的云检测结果中,本文方法与多光谱阈值法的虚警率基本一致,且均小于树状结构云检测方法,说明本文方法的云识别能力的错误率更低,精度更高。在 4 景影像的云检测结果中,本文方法的准确率均高于多光谱阈值法和树状结构云检测方法,说明本文方法的云检测结果与目视解译结果更相似。表 1 中本文方法召回率与准确率的平均值分别为 0.827 与 0.969 4,均高于多光谱阈值法的 0.736 2 与 0.945 9 和树状结构云检测方法的 0.485 9 与 0.826 5;本文方法虚警率的平均值为 0.034 1,小于多光谱阈值法的 0.121 8 和树状结构法的 0.497 3,表明本文方法对资源三号 02 星影像有更强的云检测能力和更高云识别精度。

2.2 试验 2

为了进一步验证本文方法的有效性,采用两景高分一号标准景多光谱影像和两景高分二号

标准景多光谱影像对本文方法进行试验验证。图 8(a)、(b)为高分一号多光谱影像,影像包含蓝($0.45\sim0.52\text{ }\mu\text{m}$)、绿($0.52\sim0.59\text{ }\mu\text{m}$)、红($0.63\sim0.69\text{ }\mu\text{m}$)和近红外($0.77\sim0.89\text{ }\mu\text{m}$)4个波段,各波段分辨率为8 m,大小为 4548×4296 像素。图8(a)影像中心地理坐标为 $96.2^{\circ}\text{E}, 46.3^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括戈壁、云、房屋和道路等。图8(b)影像中心地理坐标为 $108.8^{\circ}\text{E}, 47.2^{\circ}\text{N}$,影像中主要

包括山脉、云、雪和戈壁等。图8(c)、(d)为高分二号多光谱影像,影像包含蓝($0.45\sim0.52\text{ }\mu\text{m}$)、绿($0.52\sim0.59\text{ }\mu\text{m}$)、红($0.63\sim0.69\text{ }\mu\text{m}$)和近红外($0.77\sim0.89\text{ }\mu\text{m}$)4个波段,各波段分辨率为4 m,大小为 7300×6908 像素。图8(c)影像中心地理坐标为 $102.4^{\circ}\text{E}, 36.1^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括山、海洋、云、房屋和道路等。图8(d)影像中心地理坐标为 $115.4^{\circ}\text{E}, 41^{\circ}\text{N}$,影像中主要包括山脉、云、道路和房屋等。

表 1 试验 1 云检测定量评价结果

Tab.1 Quantitative evaluation of cloud detection of test 1

影像	多光谱阈值法			树状结构云检测方法			本文方法		
	召回率	虚警率	准确率	召回率	虚警率	准确率	召回率	虚警率	准确率
影像 1	0.711	0.2893	0.964 4	0.474 2	0.810 9	0.842 4	0.800 6	0.016 8	0.986 9
影像 2	0.492 7	0.022 3	0.936 2	0.408 7	0.61	0.848 7	0.678 5	0.025 3	0.958 3
影像 3	0.860 8	0.115 8	0.940 8	0.539 9	0.268 9	0.845 3	0.885 3	0.085 6	0.953 6
影像 4	0.880 3	0.059 9	0.942 2	0.520 9	0.299 2	0.769 6	0.943 7	0.008 7	0.978 8
平均值	0.736 2	0.121 8	0.945 9	0.485 9	0.497 3	0.826 5	0.827	0.034 1	0.969 4

2.2.1 检测结果的目视评价

图9为不同检测方法对图8中4景影像处理得到的云检测结果。图9(a1)、(b1)、(c1)、(d1)分别为图8中4景影像的云检测目视解译结果。图9(a2)、(b2)、(c2)、(d2)分别为多光谱阈值法对图8中4景影像的云检测试验结果。图9(a3)、(b3)、(c3)、(d3)分别为树状结构云检测方法对图8中4景影像的云检测试验结果。图9(a4)、(b4)、(c4)、(d4)分别为本文方法对图8中4景影像的云检测试验结果。在试验结果中,影像中的绿色区域为云检测结果。

在图9(a1)、(a2)、(a3)、(a4)云检测试验结果中,黄色圆形圈定的区域内,多光谱阈值法将山脉区域识别为云,出现错检现象。在图9(a3)中树状结构云检测方法出现大量云错检与漏检现象。本文方法的云检测结果与目视解译结果基本相似。

在图9(b1)、(b2)、(b3)、(b4)云检测试验结果中,红色圆形圈定的区域内,多光谱阈值法将雪识别为云,出现错检现象。在图9(b3)中树状结构云检测方法出现大量云错检与漏检现象。本文方法也有少量的漏检现象,但是基本与目视解译结果相似。

在图9(c1)、(c2)、(c3)、(c4)云检测试验结果中,黄色矩形圈定的区域内,多光谱阈值法将光谱值较高的房屋识别为云,出现错检现象。在图9(c3)中树状结构云检测方法出现大量云错检现

象。本文方法也有少量的漏检现象,但整体上与目视解译结果更接近。

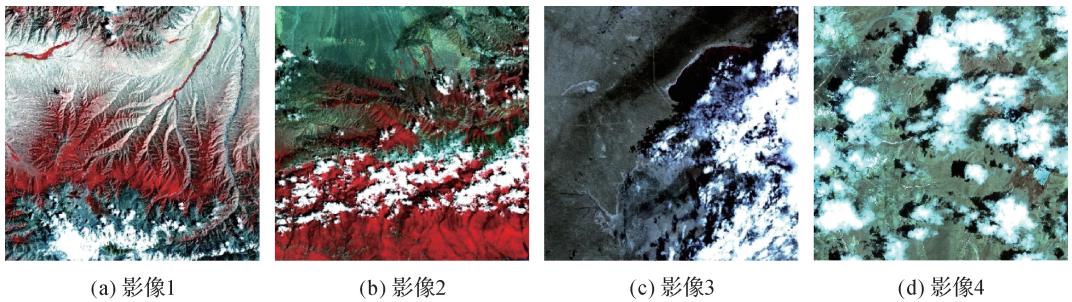
在图9(d1)、(d2)、(d3)、(d4)云检测试验结果中,树状结构云检测方法出现大量云错检与漏检现象,本文方法与多光谱阈值法均出现漏检现象,但是本文方法与目视解译结果更接近。

2.2.2 检测结果的定量评价

表2列出了3种不同算法对试验2中4景影像云检测结果的召回率、虚警率和准确率的定量评价结果。表2中本文方法的召回率与准确率均高于多光谱阈值法和树状结构云检测方法,说明本文方法有更强的影像云识别能力。本文方法的虚警率与多光谱阈值法基本一致,且小于树状结构云检测方法,说明本文方法有更高的云检测精度。表2中本文方法召回率与准确率的平均值分别为0.8和0.965 2,均高于多光谱阈值法和树状结构云检测方法;本文方法虚警率的平均值为0.052 2,小于多光谱阈值法和树状结构云检测方法,说明本文方法对高分一号、高分二号等高分系列影像有更准确的云检测结果。

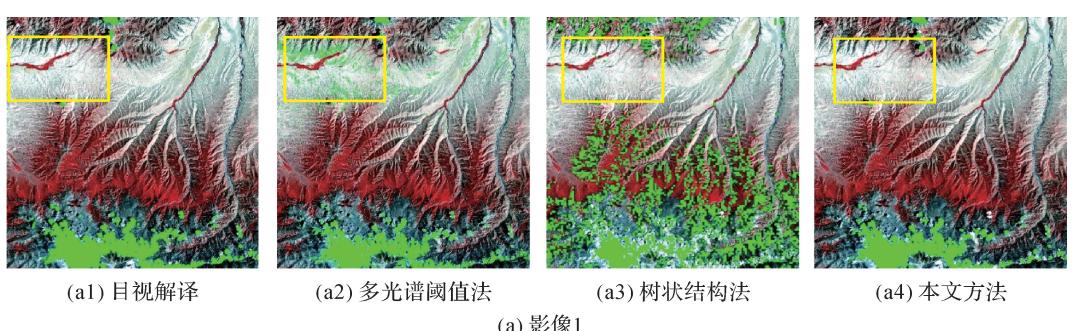
3 结 论

针对高分辨率遥感影像云检测过程中合适的云检测光谱阈值难以确定,及影像中类云地物对云检测精度影响的问题,本文提出一种基于对象光谱与纹理的高分辨率遥感影像云检测方法。

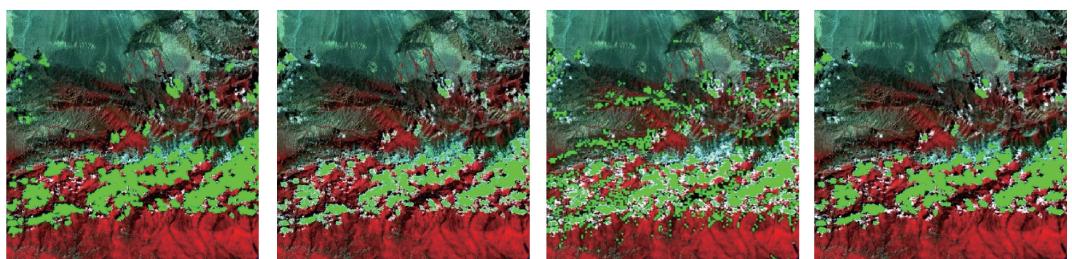


(b) 影像2 (c) 影像3

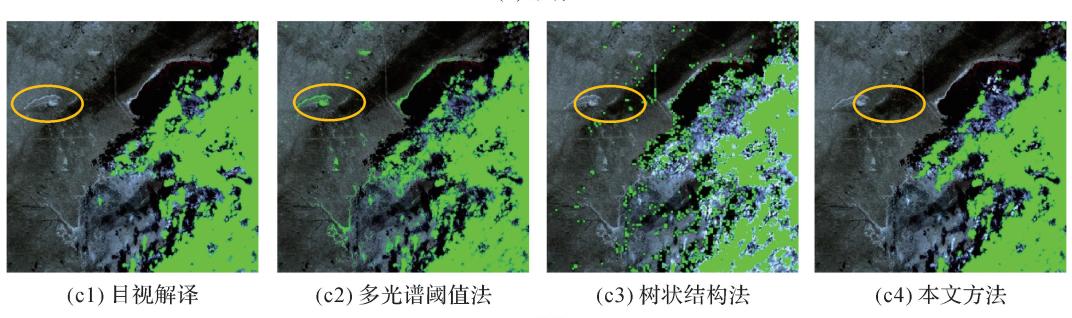
图 6 试验 1 影像数据



(a) 影像1



(b3) 树状结构法



(c) 影像3

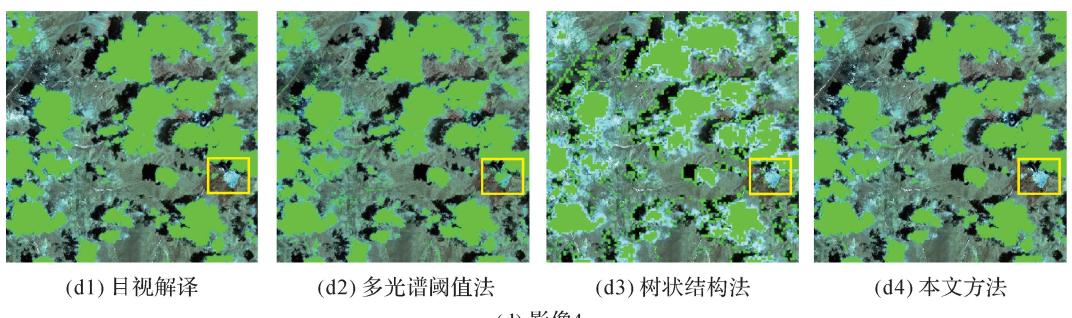
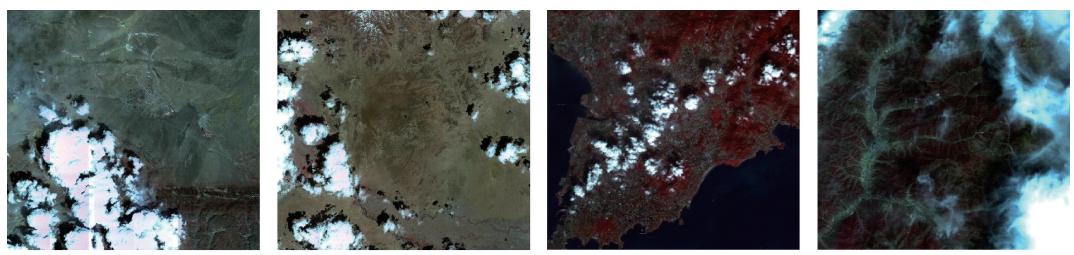


图 7 试验 1 的结果

Fig. 7 Experimental results of test 1



(a) 影像1 (b) 影像2 (c) 影像3 (d) 影像3

图 8 试验 2 影像数据
Fig.8 Experimental images of test 2

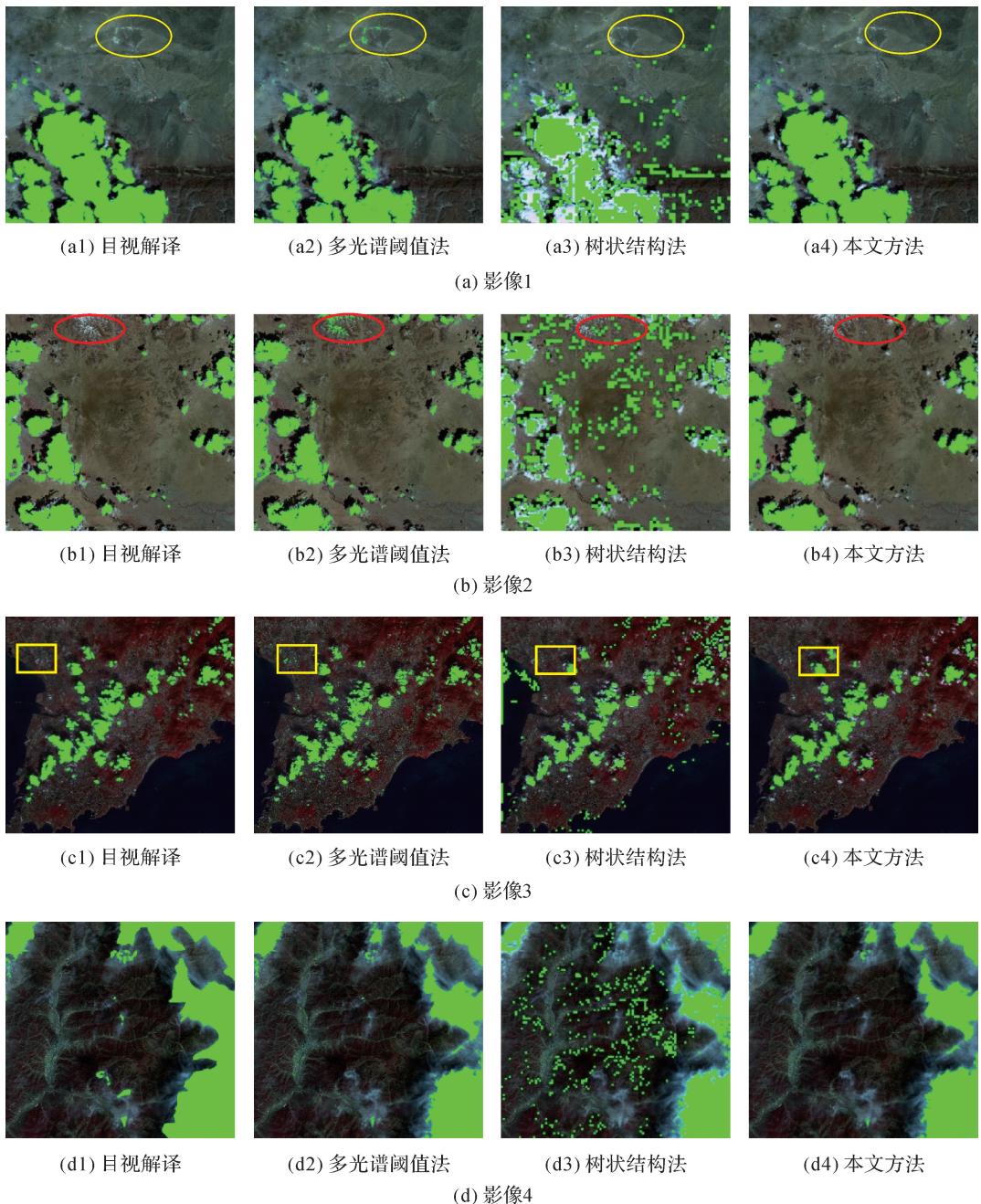


图 9 试验 2 的结果
Fig.9 Experimental results of test 2

表 2 试验 2 云检测定量评价结果

Tab.2 Quantitative evaluation of cloud detection of test 2

影像	多光谱阈值法			树状结构云检测方法			本文方法		
	召回率	虚警率	准确率	召回率	虚警率	准确率	召回率	虚警率	准确率
影像 1	0.831 1	0.016	0.963 9	0.474 9	0.380 3	0.838 4	0.888	0.016 7	0.974 9
影像 2	0.778 9	0.062 5	0.961 9	0.503 7	0.586 1	0.831 3	0.839 7	0.043 6	0.972 3
影像 3	0.734 2	0.136 4	0.976 7	0.615 2	0.426 9	0.948 4	0.743 8	0.138 8	0.977
影像 4	0.725	0.013 7	0.935 2	0.576 1	0.241	0.862 1	0.727	0.009 5	0.936 4
平均值	0.767 3	0.057 2	0.959 4	0.542 5	0.408 6	0.87	0.8	0.052 2	0.965 2

该方法首先对影像进行直方图均衡化处理, 根据均衡化影像直方图获得合适的影像云检测光谱阈值。其次使用 SLIC 算法对影像进行分割生成超像素对象, 以超像素为处理单元, 根据云检测光谱阈值和超像素光谱属性获得初始影像云检测结果。然后求得直方图均衡化影像的 LBP 纹理图, 根据超像素 LBP 纹理均值及角二阶矩对初始云检测结果提纯, 消除影像中类云地物对云检测的影响。最后对提纯云区域进行区域增长与膨胀处理获得最终的影像云检测结果。通过两组试验对本文方法与多光谱阈值法、树状结构云检测方法进行定性、定量对比评价, 试验结果表明, 本文方法可以消除山脉、房屋、小面积积雪等类云地物对影像云检测的影响, 获得良好的影像云检测结果。下一步将对本文方法进行优化提高其运行效率。

参考文献:

- [1] 刘婧, 李培军. 结合结构和光谱特征的高分辨率影像分割方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(5): 466-473. DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0087.
LIU Jing, LI Peijun. A High Resolution Image Segmentation Method by Combined Structural and Spectral Characteristics [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(5): 466-473. DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0087.
- [2] 董志鹏, 王密, 李德仁. 一种融合超像素与最小生成树的高分辨率遥感影像分割方法[J]. 测绘学报, 2017, 46(6): 734-742. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20160514.
DONG Zhipeng, WANG Mi, LI Deren. A High Resolution Remote Sensing Image Segmentation Method by Combining Superpixels with Minimum Spanning Tree[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(6): 734-742. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20160514.
- [3] 吕明明, 韩立建, 田淑芳, 等. 多样地表和大气状况下的 MODIS 数据云检测[J]. 遥感学报, 2016, 20(6): 1371-1380. DOI: 10.11834/jrs.20165281.
LÜ Mingming, HAN Lijian, TIAN Shufang, et al. Cloud Detection Under Varied Surfaces and Atmospheric Conditions with MODIS Imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(6): 1371-1380. DOI: 10.11834/jrs.20165281.
- [4] 周全, 张荣, 尹东. 基于高斯金字塔的遥感云图多尺度特征提取[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(5): 604-608. DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2010.5.604.
ZHOU Quan, ZHANG Rong, YIN Dong. The Extracting of Multiscale Features of Remote Sensing Cloud Images Based on Gaussian Pyramid [J]. Remote Sensing technology and Application, 2010, 25(5): 604-608. DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2010.5.604.
- [5] 胡根生, 陈长春, 梁栋. 联合云量自动评估和加权支持向量机的 Landsat 图像云检测[J]. 测绘学报, 2014, 43(8): 848-854. DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0117.
HU Gengsheng, CHEN Changchu, LIANG Dong. Cloud Detection for Landsat Images by Combination of ACCA with WSVM[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(8): 848-854. DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0117.
- [6] 陶淑苹, 金光, 张贵祥, 等. 实现遥感相机自主辨云的小波 SCM 算法[J]. 测绘学报, 2011, 40(5): 598-603.
TAO Shuping, JIN Guang, ZHANG Guixiang, et al. A Wavelet SCM Algorithm Used to Detect Cloud in Remote Sensing Cameras [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(5): 598-603.
- [7] 康一飞, 潘励, 孙明伟, 等. 基于高斯混合模型法的国产高分辨率卫星影像云检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(6): 782-788. DOI: 10.13203/j.whugis20140875.
KANG Yifei, PAN Li, SUN Mingwei, et al. Gaussian Mixture Model Based Cloud Detection for Chinese High Resolution Satellite Imagery [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(6): 782-788. DOI: 10.13203/j.whugis20140875.
- [8] YUAN Yi, HU Xiangyun. Bag-of-words and Object-based Classification for Cloud Extraction from Satellite Imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015, 8(8): 4197-4205.
- [9] LI Zhiwei, SHEN Huanfeng, LI Huifang, et al. Multi-feature combined cloud and cloud shadow detection in GaoFen-1 wide field of view imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 191: 342-358.
- [10] 赵晓, 侯晴宇, 梁冰冰, 等. 基于多属性融合的高分辨率遥感图像云检测方法[J]. 光学技术, 2014, 40(2): 145-150.
ZHAO Xiao, HOU Qingyu, LIANG Bingbing, et al. A Method for Cloud Detection in High-resolution Remote Sensing Image Based on Multi-attribute Fusion[J]. Optical

- Technique, 2014, 40(2): 145-150.
- [11] 陈振炜, 张过, 宁津生, 等. 资源三号测绘卫星自动云检测[J]. 测绘学报, 2015, 44(3): 292-300. DOI: 10.11947/j.AGCS.2015.20130384.
- CHEN Zhenwei, ZHANG Guo, NING Jinsheng, et al. An Automatic Cloud Detection Method for ZY-3 Satellite [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44 (3): 292-300. DOI: 10.11947/j.AGCS.2015.20130384.
- [12] 谭凯, 张永军, 童心, 等. 国产高分辨率遥感卫星影像自动云检测[J]. 测绘学报, 2016, 45(5): 581-591. DOI: 10.11947/j.AGCS.2016.20150500.
- TAN Kai, ZHANG Yongjun, TONG Xin, et al. Automatic Cloud Detection for Chinese High Resolution Remote Sensing Satellite Imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(5): 581-591. DOI: 10.11947/j.AGCS.2016.20150500.
- [13] 王伟, 宋卫国, 刘士兴, 等. Kmeans 聚类与多光谱阈值相结合的 MODIS 云检测算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(4): 1061-1064.
- WANG Wei, SONG Weiguo, LIU Shixing, et al. A Cloud Detection Algorithm for MODIS Images Combining K-means Clustering and Multi-spectral Threshold Method [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(4): 1061-1064.
- [14] 冯书谊, 张宁, 沈霁, 等. 基于反射率特性的高光谱遥感图像云检测方法研究[J]. 中国光学, 2015, 8(2): 198-204.
- FENG Shuyi, ZHANG Ning, SHEN Ji, et al. Method of Cloud Detection with Hyperspectral Remote Sensing Image Based on the Reflective Characteristics[J]. Chinese Optics, 2015, 8(2): 198-204.
- [15] 王仁礼, 郝玉保, 顾立娟. 改进的边缘角度直方图在遥感图像检索中的应用[J]. 测绘科学, 2008, 33(6): 70-72.
- WANG Renli, HAO Yubao, GU Lijuan. Remote Sensing Image Retrieval Based on Improved Edge Angular Histogram [J]. Science of Surveying and Mapping, 2008, 33(6): 70-72.
- [16] WANG Mi, DONG Zhipeng, CHENG Yufeng, et al. Optimal Segmentation of High-resolution Remote Sensing Image by Combining Superpixels with the Minimum Spanning Tree[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 56(1): 228-238.
- [17] MYINY S W, GOBER P, BRAZEL A, et al. Per-pixel vs. Object-based Classification of Urban Land Cover Extraction Using High Spatial Resolution Imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(5): 1145-1161.
- [18] REN X, MALIK J. Learning A Classification Model for Segmentation[C]// Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, 2003. Nice, France: IEEE, 2003: 10-17.
- [19] ACHANATA 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.
- [20] 董志鹏, 梅小明, 陈杰, 等. 简单线性迭代聚类的高分辨率遥感影像分割[J]. 遥感信息, 2016, 31(6): 83-88.
- DONG Zhipeng, MEI Xiaoming, CHEN Jie, et al. Image Segmentation of High Resolution Remote Sensing Imagery Based on Simple Linear Iterative Clustering [J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(6): 83-88.
- [21] OJALA T, PIETIKÄINEN M, HARWOOD I. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Featured Distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29 (1): 51-59.
- [22] 张慧娜, 李裕梅. 局部二值模式方法综述及研究展望[J]. 图像与信号处理, 2016, 5(3): 121-146.
- ZHANG Huina, LI Yumei. An Overview and Research Perspective of Local Binary Pattern[J]. Journal of Image and Signal Processing, 2016, 5(3): 121-146.
- [23] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [24] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [25] 单娜, 郑天垚, 王贞松. 快速高准确度云检测算法及其应用[J]. 遥感学报, 2009, 13(6): 1138-1155.
- SHAN Na, ZHENG Tianyao, WANG Zhensong. High-speed and High-accuracy Algorithm for Cloud Detection and Its Application[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(6): 1138-1155.
- [26] 曹琼, 郑红, 李行善. 一种基于纹理特征的卫星遥感图像云探测方法[J]. 航空学报, 2007, 28(3): 661-666.
- CAO Qiong, ZHENG Hong, LI Xingshan. A Method for Detecting Cloud in Satellite Remote Sensing Image Based on Texture[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(3): 661-666.
- [27] DERRIEN M, LE GLÉAU H. MSG/SEVIRI Cloud Mask and Type from SAFNWC[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(21): 4707-4732.

(责任编辑:丛树平)

收稿日期: 2017-12-04

修回日期: 2018-03-09

第一作者简介: 董志鹏(1991—), 男, 博士, 研究方向为高分辨率遥感影像处理及信息提取。

First author: DONG Zhipeng (1991—), male, PhD, majors in high resolution remote sensing image processing and information extraction.

E-mail: zhipengdong@foxmail.com

通信作者: 王密

Corresponding author: WANG Mi

E-mail: wangmi@whu.edu.cn