

## 全谱段光谱成像仪遥感影像云检测算法

逢淑林<sup>1</sup>, 孙林<sup>1\*</sup>, 杜永明<sup>2\*\*</sup>, 田亚楠<sup>1</sup><sup>1</sup>山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;<sup>2</sup>中国科学院空天信息创新研究院遥感科学国家重点实验室, 北京 100101

**摘要** 云的存在影响着遥感影像的广泛应用。基于高光谱观测卫星全谱段光谱成像仪的空间分辨率高和波段范围广的特点,提出一种适用于全谱段光谱成像仪数据的改进多通道阈值云检测算法。首先,根据云层在可见光到热红外通道的变化特征分离潜在云像素和清晰像素;然后,将温度概率、变异概率和亮度概率相结合,分别生成陆地和水体的云概率掩模;在此基础上,利用潜在云像素和云概率掩模得到潜在云层;最后,对潜在云层应用晴空恢复测试来减轻陆地水体以及冰雪上空云的误判。将改进的多通道阈值云检测算法结果与传统的多通道阈值云检测算法结果进行定量对比分析。结果表明:改进的算法能适用于不同的地表场景且得到较好的检测效果,平均总体精度为 92.0%,差异度总体降低 3%,平均云像元正确率和晴空像元正确率分别为 92.4% 和 91.8%,错分和漏分误差显著降低;尤其在明亮地表,在城市和冰雪上空的平均云像元正确率分别提高 4% 和 5%,差异度分别降低 4% 和 2%。所提算法的云识别效果优于传统的多通道阈值云检测算法的结果,并且运行效率较高。

**关键词** 云检测;高光谱观测卫星;全谱段光谱成像仪;热红外;多通道阈值法

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230439

## Cloud-Detection Algorithm for Images Obtained Using the Visual and Infrared Multispectral Imager

Pang Shulin<sup>1</sup>, Sun Lin<sup>1\*</sup>, Du Yongming<sup>2\*\*</sup>, Tian Yanan<sup>1</sup><sup>1</sup>College of Surveying and Spatial Information, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, Shandong, China;<sup>2</sup>State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract** The presence of clouds affects a wide application of remote-sensing images. Based on the high spatial resolution and wide band range of the visual and infrared multispectral imager (VIMI) of the hyper-spectral observation satellite, an improved multichannel-threshold cloud-detection algorithm applicable to the VIMI data is proposed. First, potential cloud pixels and clear pixels are separated according to various characteristics of clouds in the visible-thermal infrared channels. Then, the probabilities of temperature, variability, and brightness are combined to generate a cloud mask over land and water. Finally, clear-sky restoration tests are applied to the potential cloud layers to reduce the misclassification of clouds over land, water, and snow/ice scenes. The results of the improved multichannel-threshold cloud-detection algorithm are quantitatively compared with those of the conventional cloud-detection algorithm. The results show that the improved algorithm can be applied to different surface scenes to obtain better detection results with an average overall accuracy of 92.0%, and the overall difference is reduced by 3%. Furthermore, the average cloud-pixel accuracy and clear-sky pixel accuracy are obtained as 92.4% and 91.8%, respectively. The results show substantial reduction in misclassification and omission errors; especially, on the bright surface, the average cloud-pixel accuracy over a city and snow surfaces improves by 4% and 5% and the difference decreases by 4% and 2%, respectively. The improved cloud-detection algorithm outperforms the conventional algorithm in terms of high efficiency operation.

**Key words** cloud detection; hyper-spectral observation satellite; visual and infrared multispectral imager; thermal infrared; multichannel threshold method

收稿日期: 2023-01-03; 修回日期: 2023-01-07; 录用日期: 2023-03-01; 网络首发日期: 2023-03-09

基金项目: 科学技术部高端外国专家引进计划(G2021025006L)

通信作者: \*sunlin6@126.com; \*\*duym@aircas.ac.cn

## 1 引言

云广泛存在于遥感图像中,其可以通过吸收和散射影响地球的辐射平衡<sup>[1]</sup>,然后影响大气环境和气候<sup>[2]</sup>。对于定量遥感,由于云层遮挡会使信息丢失,在提取与土地(如土地利用分类、城市建筑提取等)和大气(如气溶胶或气体反演)相关参数之前,需要对其进行精确识别<sup>[3-5]</sup>。

目前云检测算法主要包括阈值法、统计法以及人工智能方法。其中,阈值法因操作简单、速度快、精度高以及鲁棒性强被广泛应用<sup>[6]</sup>。常见的阈值法包括 international satellite cloud climatology project (ISCCP)<sup>[7]</sup>算法、clouds from the advanced very high resolution radiometer (CLAIR)<sup>[8]</sup>算法、AVHRR processing scheme over clouds, land and ocean (APOLLO)<sup>[9]</sup>算法、modis cloud mask<sup>[10]</sup>算法。而对于高空间分辨率卫星的云检测算法有 function of mask (Fmask)<sup>[11]</sup>以及先验数据库支持的云检测阈值自动生成(CDAG)算法<sup>[12]</sup>等。这些算法的共同特点是充分利用云与晴朗像素在不同波段范围内的辐射差异,通过动态或静态的阈值来进行区分。对于高空间分辨率卫星,Fmask算法只用到了波长中心为 11  $\mu\text{m}$  的热红外波段,而 CDAG 只用到可见光近红外波段,对于波谱范围较窄或缺少热红外波段的高空间分辨率传感器来说会降低云识别精度。

高光谱观测卫星高分五号 B 星(GF5B)于 2021 年 9 月发射。作为高分五号(GF5)卫星的后续星,它是国内目前唯一的一颗高分辨率观测的高光谱综合观测卫星。GF5B 搭载 5 台大气观测载荷、2 台对地观测载荷。全谱段光谱成像仪(VIMI)是 2 个对地观测主载荷之一,其光谱范围覆盖可见光到长波红外(0.4~13  $\mu\text{m}$ ),能够实现以 60 km 幅宽的高时间分辨率、高空间分辨率、高精度观测的时空协调、全天候对地成像。长波红外波段可以观测地表温度、水体温度,实现夜间探测,同时通过分裂窗谱段提高探测精度。而针对 GF5 或 GF5B 的云检测算法较少,葛曙乐等<sup>[13]</sup>依照光谱特性的差异首先检测出厚云和薄云,再通过其他检测来去除岩石和冰雪,最后得到云检测结果。吴代强等<sup>[14]</sup>使用光谱响应函数将 GF5 数据转化为 Landsat 8 数据,然后使用随机森林算法进行分类。多通道阈值法是卫星遥感图像云识别快速有效的途径之一,Fmask 方法是 Zhu 等<sup>[11, 15]</sup>提出的利用云物理性质的一种云识别方法,已被成功应用于 Landsat 和 Sentinel-2 等国际卫星上。GF5B VIMI 载荷在可见光近红外的波段设置与 Landsat 卫星具有较高的一致性,但是热红外波段较 Landsat 多出 5 个(表 1),因此可以在 Fmask 算法的基础上进行改进,实现其在国产 GF5B VIMI 卫星上的应用,并利用其丰富的热红外波段进一步提高云检测的精度。基于此,本文基于 Fmask 云检

测算法,提出一种适用于 GF5B VIMI 的改进 Fmask 算法——I-Fmask。该算法基于传统的 Fmask 算法,通过分析各个热红外通道的亮温差异(BTD),引入红外阈值法,得到潜在云层。之后对潜在云层进行晴空恢复测试,以减轻误判。然后,选择大量的 GF5B VIMI 数据进行云检测实验,采用目视解译方法对云识别结果进行精度验证,并与原 Fmask 算法进行对比。最后,选择大量 GF5B VIMI 数据进行精度验证,并与原始 Fmask 算法进行比较。

## 2 数据源与预处理

为了验证 I-Fmask 的有效性,选择东北亚地区为主要研究区域。除永久性冰雪以外,该地区地表类型丰富,气候复杂,存在大量的混合像元,是检验算法的理想区域。所有的参数优化都基于此区域,共选择 72 张包括各种下垫面的 1 级产品。GF5B VIMI 1 级产品数据包括元信息 xml 文件、2 张图像的 tiff 数据及其对应的应用于几何校正的 RPC 模型数据。1 张图像包括前 6 个反射波段,另 1 张影像为后 6 个波段的热红外波段影像。表 1 详细介绍了 GF5B VIMI 的波段组成。由于云检测算法需要匹配图像像元的坐标信息,因此需要对这两张影像进行 RPC 校正,并将热红外图像重采样到可见光近红外图像的范围和分辨率。

为保证数据是一致的,在做完图像的几何校正后,还需要对图像进行辐射定标<sup>[16]</sup>。先对所有波段进行辐射定标,将原始 DN 值转化为辐射亮度:

$$L_{\lambda} = M_{\text{gain}} Q_{\text{DN}} + A_{\text{offset}}, \quad (1)$$

式中: $L_{\lambda}$  为辐射亮度,单位为  $\text{W}/\text{m}^2$ ;  $M_{\text{gain}}$  和  $A_{\text{offset}}$  分别为从 GF5B VIMI 元数据中获得的定标乘数与加数;  $Q_{\text{DN}}$  为原始图像的 DN 值。获得图像各波段的辐射亮度后,对于反射波段,将辐射亮度转化为大气顶层反射率:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi L_{\lambda} r^2}{E_{\lambda} \cos \theta_z}, \quad (2)$$

式中: $\rho_{\lambda}$  为大气顶层反射率; $r$  为日地天文单位距离; $E_{\lambda}$  为太阳平均辐照度,单位为  $\text{W}/\text{m}^2$ ;  $\theta_z$  为太阳天顶角,可从元文件中获得。其中,太阳辐照度  $E_{\lambda}$  使用 ChKur 太阳光谱数据通过式(3)计算<sup>[17]</sup>,得到的前 6 个反射波段的太阳辐照度分别为 1808.88、1712.03、1582.18、1076.87、224.588 和 80.1435。

$$E_{\lambda} = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} E(\lambda) f(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f(\lambda) d\lambda}, \quad (3)$$

式中: $E(\lambda)$  是波长为  $\lambda$  时的大气顶层太阳辐照度, $f(\lambda)$  是波长为  $\lambda$  时的 GF5B VIMI 各谱段的光谱响应函数值; $\lambda_{\min}$  和  $\lambda_{\max}$  分别为光谱响应函数大于 0 时的波长最小值与最大值。对于热红外波段,根据普朗克公式,将辐射亮度转化为亮度温度:

表 1 GF5B VIMI与 Landsat 7 TM/ETM+各波段详细信息

Table 1 Detailed information about the GF5B VIMI and Landsat 7 TM/ETM+

Landsat 7 TM			Landsat 7 ETM+			GF5B VIMI		
Band index	Wavelength range / $\mu\text{m}$	Spatial resolution /m	Band index	Wavelength range / $\mu\text{m}$	Spatial resolution /m	Band index	Wavelength range / $\mu\text{m}$	Spatial resolution /m
1	0.45-0.52	30	1	0.414-0.514	30	1	0.45-0.52	20
2	0.52-0.60	30	2	0.519-0.601	30	2	0.52-0.60	20
3	0.63-0.69	30	3	0.631-0.692	30	3	0.62-0.68	20
4	0.76-0.90	30	4	0.76-0.90	30	4	0.76-0.86	20
5	1.55-1.75	30	5	1.55-1.75	30	5	1.55-1.75	20
7	2.08-2.35	30	7	2.08-2.35	3	6	2.08-2.35	20
						7	3.50-3.90	40
						8	4.85-5.05	40
						9	8.01-8.39	40
						10	8.42-8.83	40
6	10.4-12.5	60	6	10.4-12.5	60	11	10.3-11.3	40
						12	11.4-12.5	40

$$T_{\lambda} = \frac{C_2}{\lambda \ln \left( 1 + \frac{C_1}{L_{\lambda} \lambda^5} \right)}, \quad (4)$$

式中： $T_{\lambda}$ 为亮度温度，单位为K； $\lambda$ 为波长，单位为 $\mu\text{m}$ ； $C_1$ 和 $C_2$ 为常数，分别为11910.439340652和14388.291040407。

### 3 GF5B VIMI云检测算法

#### 3.1 潜在云层识别

由于大部分云具有明亮、寒冷、在可见光波段相对平坦、红蓝波段相关性不强，以及近红外波段的反射率大于中红外波段反射率的特点，Fmask算法结合基本测试(basic test)、白度检测(whiteness test)、hot变换(hot test)以及第4第5波段比值测试( $B_4/B_5$  test)来识别潜在的云像素(PCPs)。这些像素可能是云像素，也有可能是晴空像素。如果像素没有同时通过这些测试，那么像素被认为是绝对的晴空像素。由于只使用一个热红外波段，Fmask算法不可避免地会出现一定程度的误判，因此有必要加入其他的热红外波段来提高精度。相比于传统的Fmask算法，改进的算法加入了热红外的测试以及温度的变异等测试，并对传统的Fmask算法的阈值进行灵敏度测试，以找到最佳阈值。具体方法是让阈值在一定范围内变化，然后计算云像元正确率。当云像元的识别正确率较高且不随阈值明显提高时，对应阈值为此种算法的最佳阈值，如图1所示。

在热红外波段，由于光学厚度的波长依赖性和普朗克公式的非线性特点，即使两个波段的发射率相同，同一物质的亮度温度在两个波段也往往不同。因此，可以使用不同热红外波段的亮温差异(BTD)来检测云。这种差异除了取决于云本身的特性(云的光学厚

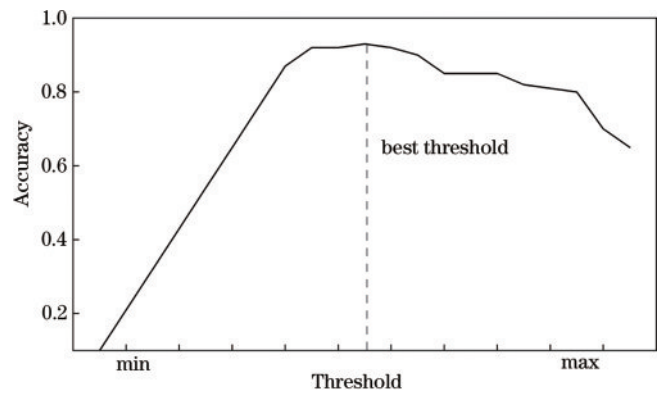


图 1 阈值确定原理

Fig. 1 Principle of threshold determination

度、云的温度和云的粒径分布等)外还取决于两种红外波长的大气吸收(主要由水蒸气引起)和表面发射率的差异。由于GF5B VIMI的 $T_9$ 和 $T_{10}$ 波段噪声相对较大，因此使用 $T_7$ 、 $T_8$ 、 $T_{11}$ 和 $T_{12}$ 来进行进一步的云检测。

Saunders等<sup>[9]</sup>使用 $T_{11}-T_{12}$ 的差异来检测卷云和薄云，因为这些云的亮温差比晴天或阴天条件下晴空像素的亮温差要大，并设置云阈值为卫星天顶角和 $T_{11}$ 的函数。Inoue<sup>[18]</sup>也使用 $T_{11}-T_{12}$ 和 $T_{11}$ 来区分晴空和多云条件。由于GF5B VIMI传感器的幅宽大约为60 km，卫星天顶角变化范围小于 $3^\circ$ ，因此卫星天顶角的影响可以忽略不计。这里我们降低阈值，使厚云也能被检测到，加入 $T_{11}$ 的温度限制后，在陆地区域可以最大限度地减少非常温暖的潮湿区域与云的混淆，本文中 $T_{11}-T_{12}$ 的阈值为-2。

在白天，由于第7波段仍有反射的太阳能，云与其他地物相比在 $T_{11}$ 和 $T_7$ 之间的差异较大且为负值。在大多数场景中，这种技术在探测低层水云时非常成功。与 $T_{11}-T_7$ 不同的是，第8波段反射的太阳能几乎很



少,并且发射的能量也较少,无论是云或是其他地物, $T_8-T_7$ 的差异比 $T_{11}-T_7$ 差异还要大。但这两个测试在裸土或沙漠地区的应用都较为困难:裸土和沙漠地区的地表反射率变化较为复杂,会出现错误。但前面的 $B_4/B_5$ 测试会消除这种情况。本文中 $T_8-T_7$ 与 $T_{11}-T_7$ 的阈值分别为-13和-9。

应用基本测试、白度测试、HOT测试、第4波段与第5波段的比值测试和3个红外光谱测试,满足这些条件的称为潜在云像素,不满足上述条件的像素称为绝对晴空像素。由于算法倾向于在第一次通过时包含所有可能的云像素(它高估了云的比例),算法需要绝对清晰的云像素来做第二次的分析。如果潜在云像素的比例超过总像素的99%,那么它将被直接作为最终的云检测结果。否则潜在云像素和绝对晴空像素都将用来进行下一次分析。

识别出所有的潜在云像素后,剩下的绝对晴空像素可用于计算图像中所有像素的云概率。这一部分的思想根据一系列无云像素动态确定最佳阈值,并根据最佳阈值对云和地表进行识别。由于水陆的反射率和温度分布范围在空间和时间上有很大的变化,故水陆像素在通过第一部分后需要分别进行分析。首先进行水陆判别:当归一化植被指数(NDVI)值小于0.01和第4波段小于0.11或者NDVI值小于0.1和第4波段小于0.05时,由于水通常是暗的并且温度相对恒定,因此水体上的云概率可以用温度概率和亮度概率的组合来计算。在水体上,低于水温4 K或 $\rho_s > 0.11$ 的像素大概率是云。而在陆地上,情况较为复杂。由于地表温度差异较大,获得非云陆地像素亮温的最大和最小值。通常情况下,如果某像素的亮温比最小值温度低4 K,则像素有很大可能是云。另一方面,如果像素的亮温比最大值温度高4 K,则像素很可能不是云。

由于陆地像元的反射率变化很大,亮度概率在陆地上不能很好地用于云检测。但云在光学波段相对平坦(反射率基本一致),可以利用光谱变化率来识别陆地上的云。NDVI、归一化雪指数(NDSI)和白度值可用于捕捉可见光与近红外、可见光与中红外和可见光范围内的光谱变化。当它们变化较小时,则有可能时是云。使用1减去这3个指标中最大的值来表示光谱变率,最终的陆地云概率是温度概率和光谱变率的组合。由于在水体上可能会遗漏部分低云和薄云,因此加入 $T_{11}-T_{12}$ 以及 $T_8-T_7$ 来对这一部分进行修正。最后得到的潜在云层为陆地云概率和水体云概率的组合,阈值为晴空像素82.5%处的云概率值。

### 3.2 晴空恢复测试

由于第3.1节偏向于高估云的含量,因此有必要加入晴空恢复测试来恢复一些被误判的晴空像素。一般来说,当一个小范围内全是水体时温度变化不大,基于此,可以减轻由于水面起伏或太阳闪烁而将部分水体误判为云的情况。除沿海地区或洋流等温度变化大的地区,大多数海洋区域都很适合进行空间均匀性测试。因此利用 $T_{11}$ 的局部标准差探测海洋上的温度变化情况,若标准差小于阈值,并且第1部分并未被识别为潜在云像素,则此像素为晴空水像素。阈值取第1部分的晴空水像素87.5%的百分数,效果如图2(a)所示。

在海陆交接处常会将陆地偏亮部分以及海浪误识别为云。首先提取沿海元素通过水体像素减去被 $3 \times 3$ 卷积核膨胀两次的水体像素的形态膨胀的结果来识别沿海像素。然后,对这些沿海元素使用如下准则:对晴空像素分别基于 $3 \times 3$ 卷积核和 $7 \times 7$ 卷积核进行局部空间纹理测试检测,如果该晴空像素在第1个纹理测试中占比大于10%,并且在第2个纹理测试中大于50%,则该像素为晴空像素,效果如图2(b)所示。

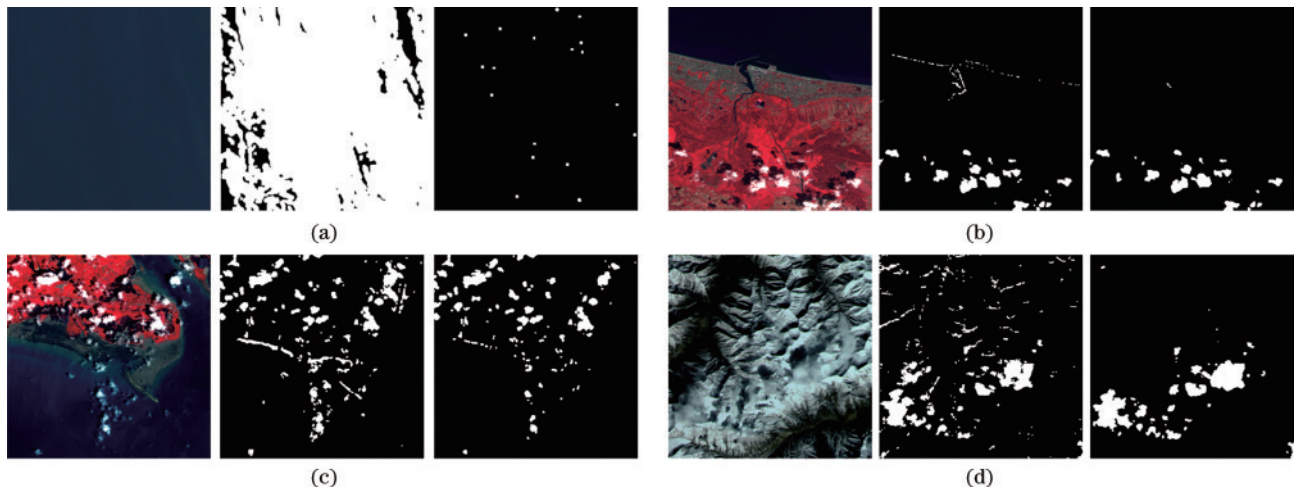


图2 是否添加晴空恢复实验结果对比。(a)水体上空晴空恢复测试;(b)海陆交界处的晴空恢复测试;(c)使用NDVI的晴空恢复测试;(d)加入冰雪检测的晴空恢复测试

Fig. 2 Comparison in the results whether adding clear sky restoral test. (a) Clear sky restoral test over water; (b) clear sky restoral test at the sea-land junction; (c) clear sky restoral test using NDVI; (d) clear sky restoral test with ice and snow detection

当陆地和水体共存时,晴空和云的光谱特征往往很难区分。水体或河水的沉积物可能导致模糊的光谱特征。如果潜在云像素的光谱测试没有检测出云,那么如果 NDVI 值小于 -0.15 或大于 0.4,则有关像素标记为清晰。NDVI 的低值意味着清澈的水体,而高值意味着清澈的陆地。效果如图 2(c) 所示。

冰雪在可见光近红外波段的反射率与云相似,亮温在 11  $\mu\text{m}$  处也较为相似,因此为较小误差,需要进行冰雪判别。Fmask 的冰雪判别方法与云有重合,因此会将部分厚云低云判别为冰雪。而冰雪在  $T_{11}-T_7$  差异要小,因此可以加入此判别来优化,阈值取为 -8,效果如图 2(d) 所示。最终云层结果为潜在云层与晴空恢复测试的组合。

另外,由于云大都成片出现,因此对于小碎云会进行小斑块处理:如果其  $3\times 3$  邻域中的 5 个或更多像素是云像素,则将该像素设置为云像素。最后,云像素周围像素的光谱值也会在一定程度上被云影响,因此对云像素进行形态学膨胀操作,以包含周围受影响的像素。

### 3.3 精度验证方法

为了定量评价改进 Fmask 算法对于 GF5B VIMI 数据的云检测效果,通过目视解译对图像云区和晴空区进行人工标注,将其作为真值。计算得到每个图像的云检测结果和真实值的总云量(CA)以及它们的云量差(CAD)<sup>[5]</sup>。当 CAD 大于 0 时,CA 被高估;当 CAD 小于 0 时,CA 被低估。利用标准差(STD)给出估计的差异度。以下指标给出了估计不确定性的度量:回归线、决定系数( $R^2$ )、平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)。利用混淆矩阵对 GF5B VIMI 图像云检测模型的总体精度和估计误差进行评价,采用总体精度( $R_{OA}$ )、云像元正确率( $R_{CRA}$ )、云像元漏判率( $R_{CRM}$ )、晴空像元漏判率( $R_{SRM}$ )、晴空像元正确率( $R_{SRA}$ )等 5 个指标来评价算法。其中: $R_{CRA}$  和  $R_{SRA}$  侧重改进算法的可靠性; $R_{CRM}$  反映算法低估云的程度; $R_{SRM}$  则更突出算法高估云的程度。

$$R_{OA} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN} + N_{TN}}, \quad (5)$$

$$R_{CRA} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (6)$$

$$R_{SRM} = \frac{N_{FP}}{N_{TN} + N_{FP}}, \quad (7)$$

$$R_{SRA} = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}}, \quad (8)$$

$$R_{CRM} = \frac{N_{FN}}{N_{FN} + N_{TP}}, \quad (9)$$

式中: $N_{TP}$  和  $N_{TN}$  分别表示表示正确预测为云和晴空的像素总数; $N_{FP}$  和  $N_{FN}$  分别表示来自云和晴空识别的错误结果的像素总数。

## 4 分析与讨论

### 4.1 GF5B VIMI 云检测结果

图 3 分别为 GF5B VIMI 图像  $1000\times 1000$  局部放大图的标准假彩色(RGB: 4-3-2 波段)合成图像、Fmask 结果和 I-Fmask 在不同地表类型的结果图。总的来说,即使某些地物的反射率存在巨大的差异,I-Fmask 的云检测结果与遥感图像上的真实云分布基本一致。具体来说,暗地表上空的云,例如海洋上空[图 3(a)]和海陆交界区域[图 3(b)]可以被准确识别,而 Fmask 算法会遗漏部分薄云,并且会将陆地偏亮部分误识别为云。在植被覆盖区域[图 3(c)~(f)],I-Fmask 表现很好,几乎可以识别植被上空的碎云[图 3(c)]和薄云[图 3(d)],即使地表类型复杂,如水与植被[图 3(c)]、山脉与植被[图 3(e)]以及城市与植被[图 3(f)]的区域,I-Fmask 也能对混合区域上空的云进行精确分类。

而在明亮地表上空的云较为复杂:明亮的表面在可见光与近红外的反射率较高,与云具有相似的光谱特征,这对传统的云检测方法提出了挑战<sup>[11-12,19]</sup>。对于植被覆盖度较低的贫瘠土地,如裸土[图 4(c)]和沙漠[图 4(b)]地区,两种算法均能取得较好的识别效果,漏检或误判较少。而在城市地区[图 3(f)、图 4(a)、图 4(d)],Fmask 算法会将建筑物误判为云,而 I-Fmask 不会将晴空像素(如城市和裸露的岩石)误判。

在山地地区,由于温度随海拔高度变化很大,Fmask 算法的所有晴空陆地像素的温度大致相同这一假设不再适用,带来的结果是高山雪/冰区[图 5(c)]以及山脉阴影[图 5(a)、(c)、(d)]处可能会引起误判。由于 Landsat 卫星使用 Fmask 算法时只有一个热红外波段,因此引起了较多误判<sup>[20]</sup>。而 I-Fmask 算法由于使用了较多的热红外波段组合以及晴空恢复手段,大大缓解了误判现象。

I-Fmask 算法还针对雪/冰表面这种最具挑战性的场景进行了测试。需要指出的是,由于实验数据的限制,大部分积雪为高山积雪。图 6 分别为 GF5B VIMI 图像  $1000\times 1000$  局部放大图的假彩色(RGB: 5-4-3 波段)合成图像、Fmask 结果和 I-Fmask 在雪/冰地表类型的结果图。两种算法都可以准确地检测海冰[图 6(a)]。然而,在雪地,Fmask 算法会将薄云[图 6(b)]、厚云[图 6(c)]和低云[图 6(d)]误判为雪,而 I-Fmask 能很好地将雪与云区别开,明显减少了对山脉等处雪的误判。但由于雪与云的反射率接近,难以将二者完全区分开,因此仍有相当数量的雪像素被错误识别或遗漏。

总体而言,I-Fmask 结果与遥感图像的云空间分布差异较小,云识别像素不正确或缺失的情况较少,分类效果较好。同时对于各种类型的云,如厚云、薄云和碎云都有较好的识别效果,云边缘清晰。在暗地表上



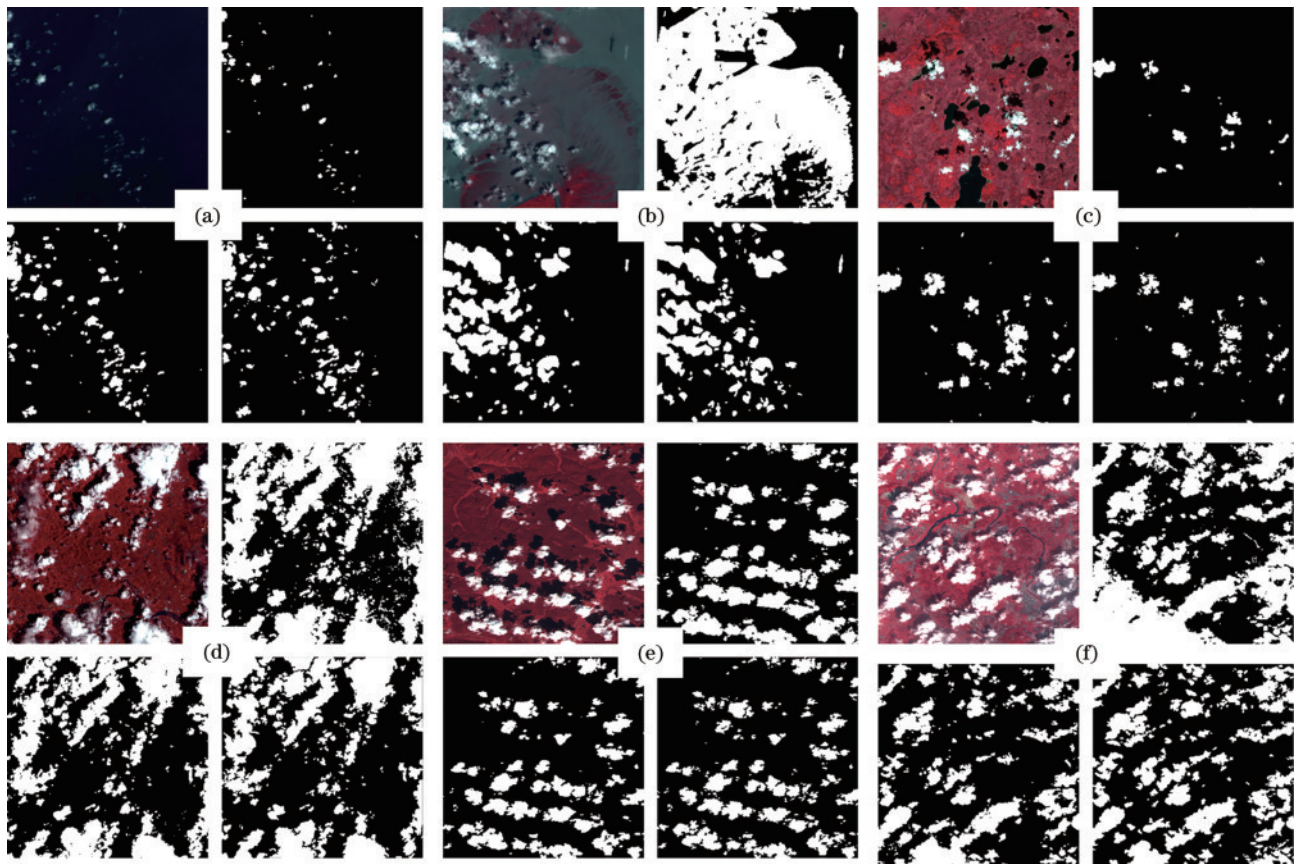


图 3 原 Fmask 算法与 I-Fmask 算法在不同地表类型的云识别结果对比,分别为原图、Fmask 结果图、I-Fmask 结果图以及真实云掩模。(a)水体;(b)水陆交界;(c)水体与植被;(d)植被;(e)植被与山脉;(f)植被与城市

Fig. 3 Comparison of cloud detection results between Fmask and I-Fmask algorithms for different surface types, are the original image, the Fmask result image, the I-Fmask result image, and the true cloud mask. (a) Water; (b) land and water junction; (c) water and vegetation; (d) vegetation; (e) vegetation and mountain; (f) vegetation and urban

空和某些明亮地表,如城市地表和冰雪地表上空 I-Fmask 表现出了比 Fmask 算法更好的效果。

#### 4.2 精度评定

分别应用 Fmask 与 I-Fmask 算法计算云量和相关的统计参数,结果如表 2 所示。可以看出,I-Fmask 算法明显优于 Fmask 算法,模型预测的云量百分比与真实的云量百分比( $R^2=0.96$ , Slope 为 0.975)一致,且不确定性和差异度进一步降低(MAE 为 2.394%, RMSE 为 5.846%, STD 为 0.095)。这表明 I-Fmask 算法可以更准确地估计每个场景的云百分比,整体的云检测精度较高,这是 GF5B VIMI 数据预筛选的重要组成部分。需要注意的是,相对于 Fmask 算法,I-Fmask 算法更倾向于低估云量(CAD 为 -2.033%),这主要是因为其容易忽略小的和破碎的云,如图 4(b)所示。

接下来,评估 Fmask 和 I-Fmask 的总体准确性,具体如表 3 所示,并讨论了它们在不同地表类型上的表现,如表 4 所示。表 3 为 Fmask 算法和 I-Fmask 算法的总体精度、云像元正确率、云像元漏判率、晴空像元正确率和晴空像元漏判率。相对于原 Fmask 算法,I-Fmask 算法有效提高了云像元正确率,整体精度为 0.92,云像元平均正确率达到 0.924,云像元的漏判率

在 0.076 以下,晴空像元漏判率为 0.082。而表 4 更为详细说明了在不同的土地类型下云检测结果。在植被上空,I-Fmask 有效提高了云检测的精度,达到了 0.931,标准差为 0.023。在水体等暗地表,I-Fmask 算法表现良好,云像元正确率达到 0.975,晴空像元漏判率为 0.031,标准差为 0.029,与 Fmask 算法相差不大。主要原因是云层与这些地表反射率低的土地利用类型之间存在明显的光谱差异,相对容易区分,云层识别误差较少,差异度也相对较小。而在冰雪、裸土和城市等高亮地区,Fmask 算法的晴空像元正确率与云像元正确率相差非常大,这说明由于在高亮地表区域光谱信息差异减小,误判现象比较明显。而 I-Fmask 算法有效缓解了亮地表地区的误判,尤其是冰雪和城市上空,云像元正确率分别提高了 4% 和 5%,差异度分别降低 4% 和 2%。但无论是哪种地表类型,I-Fmask 算法的精度都比原 Fmask 算法要高。I-Fmask 云检测算法在检测不同下垫面的云时表现出令人满意的结果,具有较低的误判率以及较高的准确性和稳定度。

最后,进行了时效性测试。GF5B VIMI 云检测过程主要包括数据预处理、预测和输出。数据预处理包括数据加载和辐射定标,总共耗时约为  $(6.7 \pm 1.2)$  s,

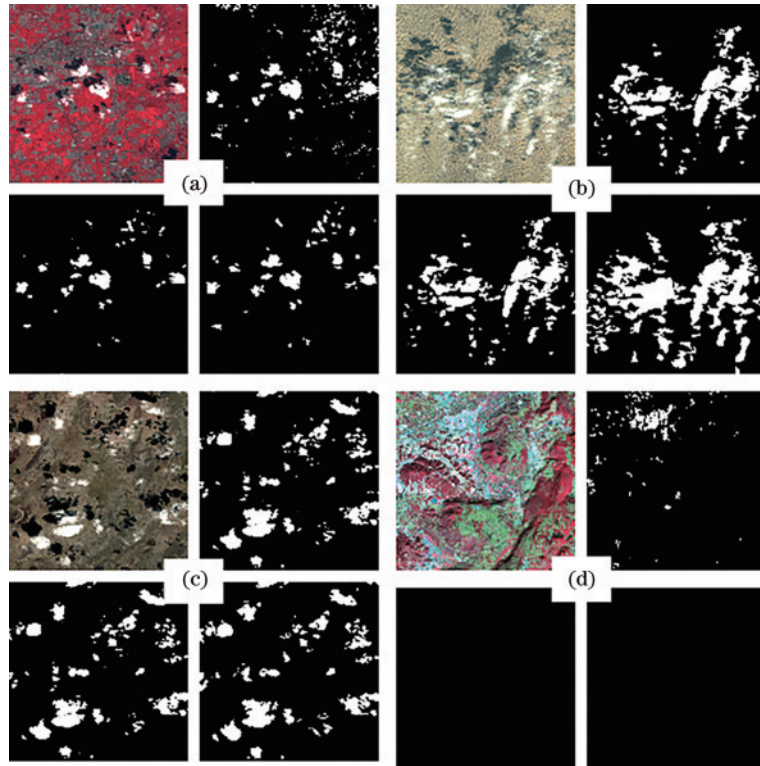


图 4 原 Fmask 算法与 I-Fmask 算法在高亮地表类型的云识别结果对比,分别为原图、Fmask 结果图、I-Fmask 结果图以及真实云掩模。(a)城市;(b)沙漠;(c)裸地;(d)岩石

Fig. 4 Comparison of cloud detection results between Fmask and I-Fmask algorithms for bright surface, are the original image, the Fmask result image, the I-Fmask result image and the true cloud mask. (a) Urban; (b) desert; (c) bare; (d) rock

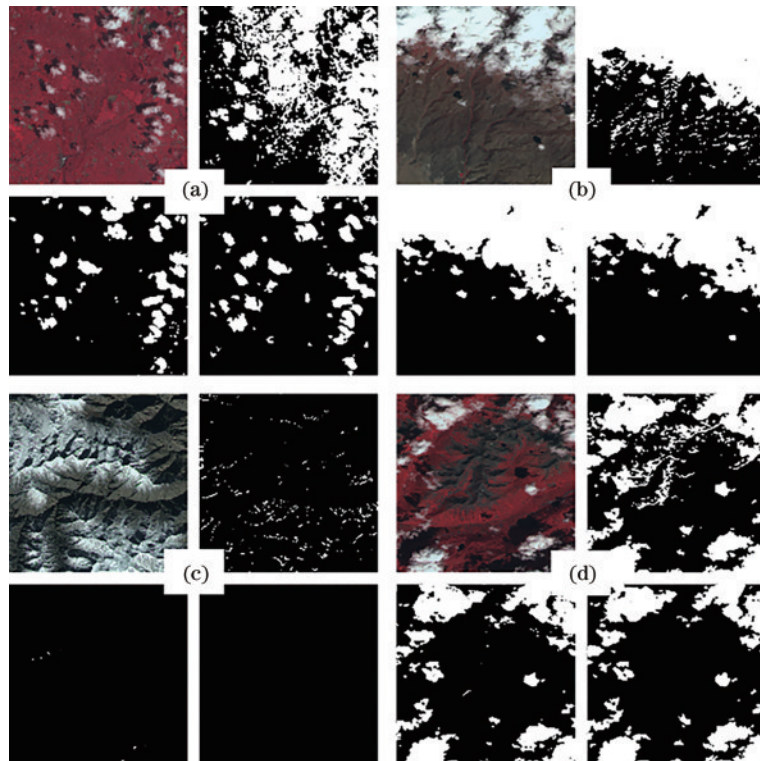


图 5 原 Fmask 算法与 I-Fmask 算法在山区的云识别结果对比,分别为原图、Fmask 结果图、I-Fmask 结果图以及真实云掩模;(a)起伏较小山脉与植被;(b)山脉与裸地;(c)山脉与雪地;(d)起伏较大山脉与植被

Fig. 5 Comparison of cloud detection results between Fmask and I-Fmask algorithms for mountain area, are the original image, the Fmask result image, the I-Fmask result image and the true cloud mask. (a) Low relief mountain and vegetation; (b) mountain and bare; (c) mountain and snow; (d) high relief mountain and vegetation



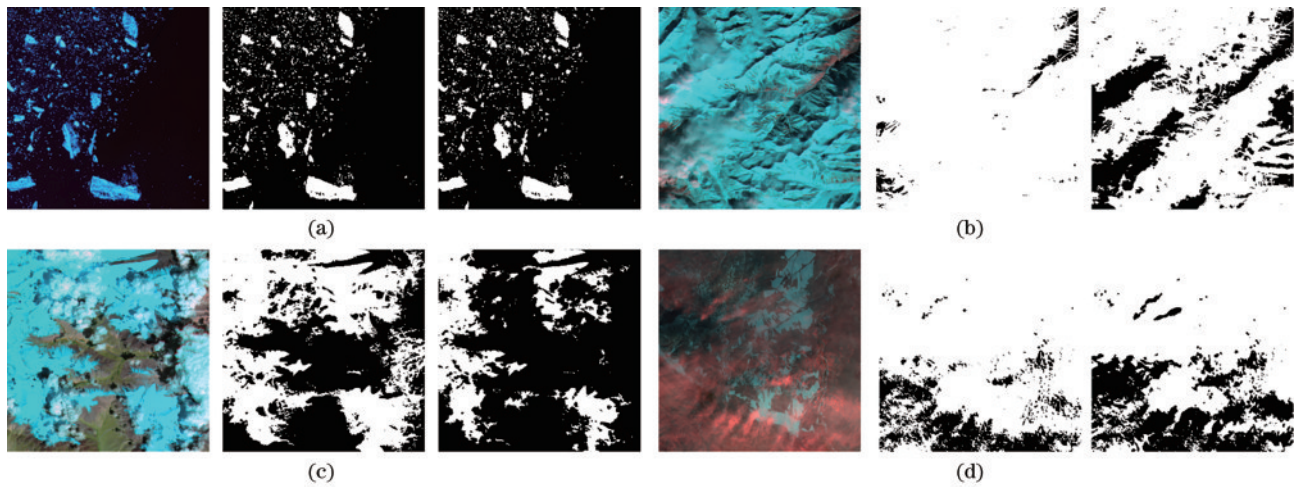


图 6 Fmask算法与I-Fmask算法冰雪识别结果对比,从左到右分别为原图、Fmask结果图、I-Fmask结果图。(a)海冰;(b)~(d)雪  
Fig. 6 Comparison of ice/snow detection results between Fmask and I-Fmask algorithms, from left to right are the original image, the Fmask result image, and the I-Fmask result image. (a) Sea ice; (b)~(d) snow

表 2 Fmask算法和I-Fmask算法图像的云量和准确性的统计结果

Table 2 Statistical results of cloud amount and accuracy of images with the Fmask algorithm and I-Fmask algorithm

Algorithm	$R^2$	Slope	Intercept	MAE / RMSE / CAD /			STD
				%	%	%	
Fmask	0.93	1.001	0.026	4.012	8.024	1.905	0.123
I-Fmask	0.96	0.975	-0.001	2.394	5.846	-2.033	0.095

表 3 云检测结果精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of cloud detection results

Algorithm	$R_{OA}$	$R_{CRA}$	$R_{SRA}$	$R_{CRM}$	$R_{SRM}$
Fmask	0.895	0.851	0.924	0.149	0.076
I-Fmask	0.920	0.924	0.918	0.076	0.082

表 4 不同土地利用类型云检测中的精度和误差统计

Table 4 Accuracy and error statistics for cloud detection over diverse land-use types

Surface type	Algorithm	$R_{CRA}$	$R_{SRA}$	$R_{CRM}$	$R_{SRM}$	STD
Vegetation	Fmask	0.909	0.910	0.091	0.090	0.028
	I-Fmask	0.931	0.941	0.069	0.059	0.023
Water	Fmask	0.960	0.945	0.040	0.055	0.033
	I-Fmask	0.975	0.969	0.025	0.031	0.029
Snow	Fmask	0.811	0.941	0.189	0.059	0.160
	I-Fmask	0.850	0.905	0.150	0.095	0.125
Barren/Desert	Fmask	0.917	0.923	0.083	0.077	0.074
	I-Fmask	0.938	0.906	0.062	0.094	0.057
Urban	Fmask	0.871	0.916	0.129	0.084	0.061
	I-Fmask	0.922	0.882	0.078	0.118	0.043

该过程的主要耗时步骤是辐射定标。预测过程时间耗费为(4.2±0.5) s。云检测结果保存为与原图大小一致的GeoTiff文件,大约耗时1 s。上述结果基于单线程实现,总时间为(11.9±1.5) s,这表明I-Fmask算法

具有广泛的应用前景。

## 5 结 论

为了解决目前GF5B VIMI云检测算法难以检测遥感图像中薄云、碎云和冰雪的问题,提出一种适用于GF5B VIMI数据的I-Fmask算法。该算法基于与GF5B VIMI相似的Landsat 7/8卫星的多阈值云检测Fmask算法,利用GF5B VIMI丰富的热红外波段改进Fmask算法,通过动态阈值寻找热红外亮温差的最优值。同时,为了改善陆地、海洋以及冰雪地表被误判为云的情况,分析云与海陆交界以及冰雪的光谱差异,加入晴空恢复测试,并改进了冰雪识别方法。最后,通过目视解译对I-Fmask算法的云检测结果和Fmask算法的结果进行比较分析。结果表明,I-Fmask算法相较于Fmask能更准确地识别出图像中的大部分云,估计的云量与人工云掩模具有良好的线性关系( $R^2=0.960$ ),差异度较小(STD为0.095),不确定性也更小(MAE为2.39%,RMSE为5.85%)。此外,该算法显著提升了水上薄云的识别效果,降低了城市、冰雪等明亮地表的误判,具有更好的空间连续性。所提算法的云识别平均总体精度为92.0%,漏判率和误判率分别为7.6%和8.2%,运行效率也较高。虽然该算法总体准确度较高,但仍有需要改进的地方。由于GF5B VIMI数据缺少1.38 μm附近的卷云识别通道,因此会漏检部分薄卷云,在一定程度上影响云的检测效果。

## 参 考 文 献

- [1] Harshvardhan, Randall D A, Corsetti T G. Earth radiation budget and cloudiness simulations with a general circulation model[J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 1989, 46(13): 1922-1942.
- [2] Ramanathan V, Cess R D, Harrison E F, et al. Cloud-



- radiative forcing and climate: results from the earth radiation budget experiment[J]. *Science*, 1989, 243(4887): 57-63.
- [3] Li Q Y, Lu W T, Yang J. A hybrid thresholding algorithm for cloud detection on ground-based color images[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2011, 28(10): 1286-1296.
- [4] Li Z W, Shen H F, Weng Q H, et al. Cloud and cloud shadow detection for optical satellite imagery: features, algorithms, validation, and prospects[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 188: 89-108.
- [5] Sun L, Wei J, Wang J, et al. A Universal Dynamic Threshold Cloud Detection Algorithm (UDTCDA) supported by a prior surface reflectance database[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016, 121(12): 7172-7196.
- [6] Hagolle O, Huc M, Pascual D V, et al. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VEN $\mu$ S, LANDSAT and SENTINEL-2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(8): 1747-1755.
- [7] Rossow W B, Moshier F, Kinsella E, et al. ISCCP cloud analysis algorithm intercomparison[J]. *Advances in Space Research*, 1985, 5(6): 185.
- [8] Stowe L L, McClain E P, Carey R, et al. Global distribution of cloud cover derived from NOAA/AVHRR operational satellite data[J]. *Advances in Space Research*, 1991, 11(3): 51-54.
- [9] Saunders R W, Kriebel K T. An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1988, 9(1): 123-150.
- [10] Ackerman S A, Strabala K I, Menzel W P, et al. Discriminating clear sky from clouds with MODIS[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1998, 103(D24): 32141-32157.
- [11] Zhu Z, Woodcock C E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 83-94.
- [12] Sun L, Mi X T, Wei J, et al. A cloud detection algorithm-generating method for remote sensing data at visible to short-wave infrared wavelengths[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 124: 70-88.
- [13] 葛曙乐, 董胜越, 孙根云, 等. 一种适用于高分五号全谱段光谱成像仪影像的云检测算法[J]. *上海航天*, 2019, 36(S2): 204-209.
- Ge S L, Dong S Y, Sun G Y, et al. Cloud detection algorithm for images of visual and infrared multispectral imager[J]. *Aerospace Shanghai*, 2019, 36(S2): 204-209.
- [14] 吴代强, 何涛. 基于 Landsat8 样本数据库的高分五号影像云识别[C]// 第七届高分辨率对地观测学术年会论文集. 长沙: 高分辨率对地观测学术年会, 2020: 440-450.
- Wu D Q, He T. GaoFen-5 image cloud detection based on Landsat8 sample database[C]// The 7th Annual High Resolution Earth Observation Academic Conference. Changsha: China High Resolution Earth Observation Conference, 2020: 440-450.
- [15] Zhu Z, Wang S X, Woodcock C E. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159: 269-277.
- [16] 米雪婷, 孙林, 韦晶, 等. 基于多时相遥感数据的云阴影检测算法[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2016, 35(2): 64-72.
- Mi X T, Sun L, Wei J, et al. Cloud shadow detection algorithm based on multi-temporal remote sensing data [J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)*, 2016, 35(2): 64-72.
- [17] Chander G, Markham B L, Helder D L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(5): 893-903.
- [18] Inoue T. A cloud type classification with NOAA 7 split-window measurements[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1987, 92(D4): 3991-4000.
- [19] Irish R R, Barker J L, Goward S N, et al. Characterization of the landsat-7 ETM+ automated cloud-cover assessment (ACCA) algorithm[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2006, 72(10): 1179-1188.
- [20] Qiu S, He B B, Zhu Z, et al. Improving Fmask cloud and cloud shadow detection in mountainous area for Landsats 4-8 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 199: 107-119.