

高分五号可见短波红外高光谱影像云检测研究

王健¹, 崔天翔², 王一³, 孙林^{4*}¹河南农业大学信息与管理科学学院, 河南 郑州 450046;²南京林业大学林学院, 江苏 南京 210042;³中科星图股份有限公司, 北京 101399;⁴山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590

摘要 高分五号(GF-5)卫星上荷载的可见短波红外高光谱相机(AHSI)能够同时获取 330 个波段的光谱信息,对大气和陆地进行综合高光谱观测,能有效获取地物的精确信息。云的存在会对遥感影像造成污染,为了提高 GF-5 数据的利用率,本文结合 AHSI 的地物高光谱特性,研究多种下垫面背景下的云检测方法。对得到的 1 级产品,利用产品配套的定标系数以及光谱响应函数文件,得到各波段的大气顶层表观反射率数据。使用多种典型地物与云像元进行表观反射率的对比后发现,厚云与其他类型的像元在可见光波段具有显著差异。高光谱数据由于波段宽度窄,易受到噪声的影响,因此在进行厚云像元判定时,使用多个窄波段数据进行等效计算,得到对应的宽波段表观反射率,在此基础上使用简单的检测阈值可以将厚云筛选出来。之后使用卷云波段,筛选出潜在的薄云像元。高亮地表作为薄云检测的重点研究对象,检测时极易与薄云造成混淆,为了将薄云区域与高亮地表进行有效区分,统计不同波段之间表观反射率比值的变化,将薄云与易造成误判的高亮区域进行对比,确定最优判定波段与阈值。为了验证算法的精度,对多景 AHSI 影像进行目视解译,勾选出云像元区域作为基准数据。实验结果表明,本文所提方法的云检测总体精度可达 91% 以上,可以准确区分云与晴空区域,实现高精度的高光谱遥感影像云检测。

关键词 遥感; 云检测; 高光谱; 表观反射率; 高分五号; 可见短波红外高光谱相机

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0928003

Cloud Detection for GF-5 Visible-Shortwave Infrared Advanced Hyperspectral Image

Wang Jian¹, Cui Tianxiang², Wang Yi³, Sun Lin^{4*}¹ College of Information and Management Science, Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450046, China;² College of Forestry, Nanjing Forestry University, Nanjing, Jiangsu 210042, China;³ Geovis Technology Co., Ltd., Beijing 101399, China;⁴ College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China

Abstract The visible-shortwave infrared advanced hyperspectral imager (AHSI) loaded on the GF-5 satellite can acquire information about 330 spectral bands, which facilitates the derivation of land surface properties by deploying the hyperspectral observations of both atmosphere and land surface. However, cloud contamination in remotely sensed images often limits its application. To improve the availability of the GF-5 data, this study proposed a cloud detection approach that can be applied to various situations using the hyperspectral data proved by GF-5 AHSI. The apparent reflectance at the top of the atmosphere was firstly derived with the Level-1 product by the associated radiometric calibration coefficients and spectral response function. We found that the thick cloud pixels in the images can be effectively distinguished from other land cover types at the visible spectral region after the comparison of their

收稿日期: 2020-08-19; 修回日期: 2020-10-24; 录用日期: 2020-11-30

基金项目: 国家自然科学基金(41771408)、江苏省基础研究计划(自然科学基金)(BK20190764)

* E-mail: sunlin6@126.com

apparent reflectance. The broadband apparent reflectance derived with the corresponding narrow bands was used to detect thick cloud pixels, which can eliminate the impact of noise associated with the narrow-band data. On this basis, the thick clouds can be screened out using simple detection thresholds. We then obtained the candidate thin cloud pixels using the cirrus cloud band. As thin cloud pixels were generally confused with high-albedo pixels, the distinction between these two features was studied by comparing the band ratios in various combinations. The thin cloud pixels were finally detected based on the optimal band combination and the corresponding threshold. Furthermore, we adopted the visual interpretation of cloud pixels to evaluate the performance of our algorithm using several GF-5 AHSI images. The cloud pixels can be well distinguished from clear sky pixels with an accuracy of over 91%, which indicates that our approach can be used to accurately detecting clouds for hyperspectral remote sensing images.

Key words remote sensing; cloud detection; hyperspectral; apparent reflectance; GF-5; visible-shortwave infrared advanced hyperspectral imager

OCIS codes 280.4788; 110.4234

1 引 言

使用光学遥感卫星对地表进行观测时,云在可见光与近红外波段对太阳辐射有着极强的反射特性,导致只有少量入射辐射或者没有入射辐射透过云层到达地表,此时真实的地表特性就无法观测到。地球上空常年都有 50%~60% 的云覆盖,这对使用遥感影像反演地表参数带来了极大限制^[1]。将云与晴空像元进行精确区分,得到高精度的云掩膜产品,可对后续使用遥感数据进行大气与地表参数反演提供可靠的数据支持。同时,云在地球-大气系统的能量平衡与水分循环中起着极为重要的作用,有效地检测大气上空云层的变化也会极大地推进相关研究的进展。高精度的晴空像元和云像元的判定结果是遥感应用重要的数据支持,因此云检测是遥感定量应用的一个必要环节。

目前,对遥感影像进行云检测最常用的算法是基于云物理特性的光谱阈值法。该方法基于云和其他地物在可见光与近红外等波段光谱特性的差异,将遥感影像中的像元反射率等信息与阈值进行比较,从而达到区分云与晴空像元的目的。何全军等^[2]基于云在不同波段的大气辐射特点,结合中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据的光谱特性,采用多光谱综合法进行了云检测。宋小宁等^[3]基于云与多种地表的光谱特征,采用多光谱综合法、红外差值和指数法对 MODIS 影像进行了云检测。徐冬宇等^[4]提出了基于各类地物光谱反射特性与云纹理特性的云检测综合算法。固定阈值常会引起错误的云检测结果,如对碎云、薄云区域的漏检,以及将高亮地区误判为云等。为了提高阈值法的适用范围,人们发展了各类自适应动态阈值法。孙林课题组等^[5-7]提出了通用动态阈值云检测算法(UDTCDA),该算法

基于 6S(Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum)大气辐射传输方程理论,模拟不同观测几何和大气条件下,可见光到近红外波段表现反射率与地表反射率之间的关系,构建不同光谱波段的动态阈值云检测模型。同时,该课题组^[8]还提出了一种基于高光谱遥感数据支持的多光谱传感器云检测阈值自动生成(CDAG),该方法以事先确定出的云与晴空像元的高光谱数据库为支撑,模拟出不同类型的多光谱传感器数据,并基于模拟数据中不同波段及波段组合产生的云识别精度的反馈来确定合适的阈值。Zhu 等^[9]提出了 Fmask(Function of mask)算法,该算法针对不同云层的物理特征,基于影像自身构建概率模型,计算出每个像素的云概率,最终以一系列无云像素点为基础动态确定最优阈值,根据最优阈值区分云和地表。由于地表结构的复杂性以及大气环境的多变性,Fmask 算法很难对各种情况都进行有效的模拟,同时在检测过程中可能需要辅助数据的支持。机器学习方法在图像分类中具有良好表现,因此基于机器学习的云检测方法也具有一定的应用。该检测方法通常将云看成是一种影像类型,针对收集的云与其他地物的训练样本,使用监督或者非监督分类的方法构建分类模型,最终将云与地物进行分类,获得云掩膜数据。Jang 等^[10]将云像元、水像元和植被像元作为训练样本,使用多层感知神经网络对地球观测系统(SPOT)卫星数据进行处理,取得了较精准的检测结果。Taravat 等^[11]利用多层感知神经网络和支持向量机检测遥感影像中的云像元。张家强等^[12]提出了一种基于深度残差全卷积网络的云检测方法,该方法能够对遥感影像中的云层目标实现像素级别的分割。这些方法的精度主要与所选样本直接相关,如果所选样本的代表性不足,则只有部分影像的

分类结果具有较高精度,因此这些方法的适应性受到了一定限制。此外,也可以使用多时相数据进行云检测,即以晴空像元的观测结果为基础构建时间序列周期预测模型,将预测得到的晴空像元反射率与真实影像值进行对比,以此来进行云检测。Zhu 等^[13]提出了一种特别针对地表覆盖变化的连续时间序列云检测方法 Tmask(multiTemporal mask),该方法以 Fmask 算法检测的无云观测结果为基础构建时间序列周期模型;Zhu 等采用该模型预测了绿光、近红外和短波红外波段的反射率,并将预测值与真实观测值进行对比。该方法虽然精度较高,但检测结果易受地表覆盖变化的干扰。由于高光谱数据匮乏,因此上述方法大多针对多光谱影像进行云检测。

一方面,高光谱影像的波段多、光谱区间窄,精细的光谱分辨率能反映地物光谱的细微特征,具有图谱合一的特性;另一方面,高光谱影像的波段很窄,导致获取的能量有限,数据受噪声影响较大,并且相邻波段的相关性高,信息冗余度增加。因此,与多光谱影像相比,高光谱影像的云检测具有其特殊之处。不同卫星传感器的光谱响应函数存在较大差异,多光谱传感器云检测方法的复用,可能会导致检测精度的不确定。目前对高光谱影像的云检测研究还较少,且以阈值法和光谱特征匹配法为主。阈值法也是基于云与其他地物光谱反射率的差异,找到一个特定的波段,使用阈值对云和晴空像元进行判定。由于高光谱的波段间隔较窄,很容易受到噪声的影响,同时由于薄云等混合像元的大量存在,单一波段阈值法的判断结果很容易出现错检和漏检现象。光谱特征匹配法是将遥感影像中提取的像元波谱曲线与典型地物波谱知识库中的各类地物进行比对,选择匹配度最好的地物作为当前像元的标注。

表 1 GF-5 AHSI 与 EO-1 Hyperion 的参数对比

Table 1 Comparison of parameters of GF-5 AHSI and EO-1 Hyperion

Instrument	Channel	Spectral range / μm	Number of bands	Band width /nm	Swath width /km	Spatial resolution /m
GF-5 AHSI	VIS-NIR	0.39-1.004	150	5	60	30
	SWIR	1.01-2.51	180	10		
EO-1 Hyperion	VIS-NIR	0.356-1.085	70	10	7.7	30
	SWIR	0.852-2.577	172	10		

Notes: VIS-NIR represents visible and near-infrared; SWIR represents short-wave infrared.

2.2 数据预处理

AHSI 的第 1~第 150 波段(390~1029 nm)为可见光-近红外波段(VIS-NIR),第 151~第 330

遥感影像中存在大量的同物异谱和异物同谱现象,例如薄云遮挡在地物上空造成的混合像元与一些高亮地表具有明显的光谱相似性,因此,阈值法和光谱特征匹配法很容易出现误判。考虑到上述问题,本文基于多种地物的光谱差异性,结合多个波段的等效表现反射率对高光谱影像进行云检测,以减小高光谱影像中的噪声对云检测结果的影响。

高分五号(GF-5)卫星是生态环境部作为牵头用户的环境卫星,搭载有可见短波红外高光谱相机,其所获取的高光谱影像在生态环境监测、自然资源调查、灾害监测、城市规划等领域发挥着重大作用。为了提升 GF-5 高光谱遥感影像的应用潜力,降低云像元对遥感影像的干扰,本文结合 GF-5 高光谱遥感影像在不同地物中的反射率特征构建了能够有效区分薄云与高亮区域的云检测算法。

2 云检测基本原理

2.1 GF-5 AHSI 高光谱数据

高分五号(GF-5)卫星上荷载的可见短波红外高光谱相机 AHSI 是采用改进型 Offner 结构凸面光栅分光的星载高光谱相机,能同时获取地表地物在 400~2500 nm 范围内 330 个谱段的空间、辐射与光谱信息。AHSI 在可见光-近红外波段的光谱分辨率为 5 nm,在短波红外波段的光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率为 30 m,幅宽为 60 km,重访周期为 51 d,侧摆时重访周期为 5 d。表 1 为 AHSI 与经典高光谱相机 EO-1 Hyperion 的仪器参数对比。与 EO-1 Hyperion 相比,AHSI 的幅宽提高了近 7 倍,谱段数增加了近百个,同时信噪比提升了近 4 倍。与国际上其他国家的高光谱相机相比,AHSI 在幅宽和光谱波段数等方面都具有明显优势,综合性能处于国际领先水平^[14]。

波段(1004~2513 nm)为短波红外波段(SWIR)。在 AHSI 的 330 个波段中,有 307 个波段经过辐射定标处理,它们分别是第 1~第 150 波段、

第 151~第 192 波段、第 201~第 245 波段、第 263~第 330 波段。SWIR 的第 193~第 200 波段和第 246~第 262 为未定标波段,其像元值都为零。同时,VIS-NIR 的最后波段与 SWIR 有部分重叠(VIS-NIR 的第 145~第 150 波段与 SWIR 的第 151~第 154 波段重叠),因此可以认为 AHSI 共有

303 个独立波段。

图 1 为 AHSI 高光谱影像假彩色合成图,下垫面包含了植被、土壤、建筑物、水体、岩石、沙漠等多种类型,同时含有大量的厚云与薄云区域。表 2 为所选影像的一些基本信息。为了得到可靠的验证精度,所选影像的云覆盖都大于 10%。

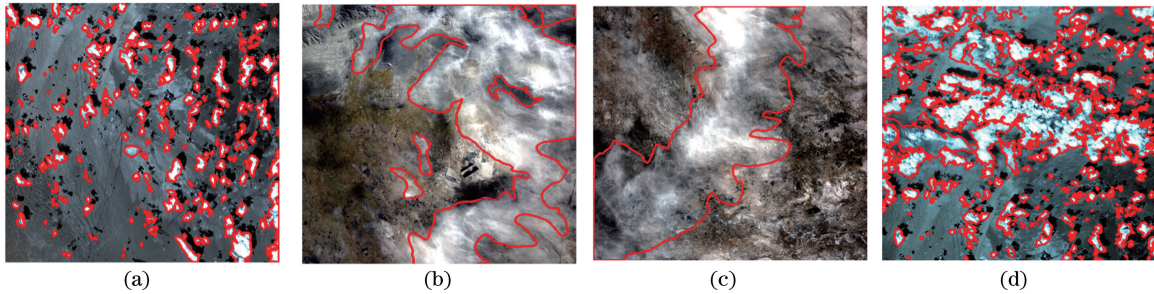


图 1 云检测试验区的高光谱影像图(假彩色合成图所用波段为第 110 波段(R)、第 64 波段(G)、第 44 波段(B),红色矢量线内为目视解译的云像元区域)。(a)影像 a;(b)影像 b;(c)影像 c;(d)影像 d

Fig. 1 Hyperspectral images of cloud detection areas (false color composite image of bands 110, 64, 44 in RGB, the red vector is the visually interpreted cloud boundary). (a) Image a; (b) image b; (c) image c; (d) image d

表 2 云检测影像参数

Table 2 Cloud detection image parameters

Sensor	Image	Date	Path /row	Longitude / (°)	Latitude / (°)	Solar zenith / (°)
AHSI	a	2019-04-08	363/530	88.8	44.8	39.35
	b	2019-04-04	377/624	83.2	41.6	38.03
	c	2019-04-04	377/623	83.3	41.2	37.61
	d	2019-04-08	363/631	88.7	45.1	39.59

进行云检测时,首先需要对影像进行辐射定标,将影像从 DN 值变为辐射亮度,计算公式为

$$L = a \cdot D_N + b, \quad (1)$$

式中: L 为辐射亮度,单位为 $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$; a 为波段响应度; b 为波段偏置; D_N 为 DN 值。 a 和 b 的值可以从影像数据所带的定标文件中提取得到。云检测使用的信息一般是各波段的表观反射率,其计算公式为

$$p = \frac{\pi \cdot L \cdot D^2}{E_{sun} \cdot \cos \theta}, \quad (2)$$

式中: p 为大气顶层的表观反射率; D 为使用天文单位表示的日地平均距离; θ 为影像扫描时刻的太阳天顶角; E_{sun} 为大气层外波段平均太阳光谱辐照度。

E_{sun} 的计算需要光谱响应函数的支持。AHSI 数据的光谱间隔较窄,没有提供波段的光谱响应函数,但提供了每个波段的中心波长以及半峰全宽(FWHM)。高光谱波段光谱响应函数的变化趋势是在中心波长处的响应值比较高,两侧逐渐变低,曲线形状接近高斯函数,因此可以依据高斯函数对每个波段的光谱响应函数进行模拟。

E_{sun} 的计算公式为

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

式中: $E(\lambda)$ 是波长为 λ 时的大气顶层太阳辐照度,其数据引用自文献[15]; $f(\lambda)$ 是波长为 λ 时的光谱响应函数值; λ_{min} 和 λ_{max} 分别为输入光谱的波段上限和下限; λ 是波段的中心波长。

为了降低高光谱数据中的噪声对影像的影响,本文对多个相关性较高的窄波段表观反射率进行等效计算,然后将其合并为对应的一个宽波段数据。在后续使用阈值进行云检测时,合成的宽波段表观反射率可以明显降低噪声对影像质量的影响。进行等效计算的公式为

$$R = \frac{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} p_{\lambda} d\lambda}{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \lambda d\lambda}, \quad (4)$$

式中: R 是合成后的宽波段表观反射率值; p_{λ} 是波长为 λ 时的表观反射率。

3 AHSI 云检测算法

高光谱遥感影像由于图谱合一的特性而能准确反映各类地物在不同光谱下的反射率特征。依据各类地物的光谱曲线,可以有效区分厚云像元和其他类型像元。针对薄云难以准确检测的问题,本文结合高光谱影像的众多特征波段,着重分析薄云区域与易造成误判的高亮区域的差异,构建了可见光和近红外波段的多光谱综合阈值云检测模型。

相比于多光谱影像的光谱曲线,AHSI 高光谱影像的光谱曲线更能体现地物的真实情况。图 2 为从 AHSI 影像中提取的厚云、薄云、植被以及高亮的土壤、岩石和城市在不同波长范围内的表观反射率

变化曲线。在影像中选择大量均一的影像类型数据作为样本数据,其中,中心点为样本的平均值,误差线的上下限为其标准差。可以看到,不同地物的光谱曲线有着较为明显的差异,在可见光与近红外波段范围内,厚云的反射率最高,薄云和沙漠地表的反射率也相对较高,岩石地表的反射率次之,城市和植被地表的反射率最低。因此,在可见光波段使用简单的阈值法可以将大部分地物与厚云像元区分开来。但在一些高亮区域,如岩石和沙漠区域,其表观反射率与薄云非常接近,这时就容易出现误判,易将高亮区域也判定为云。在短波红外范围内,高亮区域的反射率与薄云也非常接近,很容易造成混淆。因此,云检测的一项重要内容就是对薄云进行有效探测。

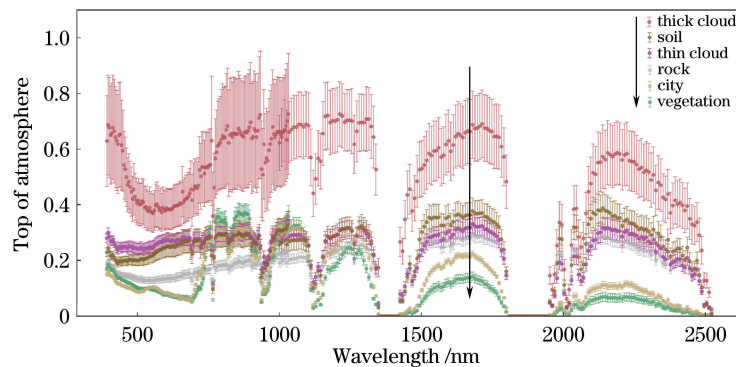


图 2 AHSI 高光谱影像中不同地物的表观反射率曲线(圆点为地物表观反射率的均值,误差线为其标准差)

Fig. 2 Apparent reflectance curves of different ground objects in AHSI hyperspectral image (the averages are shown as solid dots, and the error bars correspond to the standard deviations)

在 433~471 nm 波段(第 11~第 20 波段,T1 波段)以及 510~640 nm(第 30~第 60 波段,T2 波段)范围内,厚云区域的表观反射率要明显地高于其他类型下垫面的表观反射率,当 T1 和 T2 波段使用的阈值 >0.35 时,只有厚云像元能通过检测,此时该像元可以明确地判定为厚云像元。

AHSI 第 192 波段的波长范围为 1350~1360 nm,由于该波段对水汽的吸收比较敏感,因此十分适合用于对高空中的薄云进行探测。对 Landsat 8 和 Sentinel-2 卫星影像中薄云区域的判定主要也是使用卷云波段(1360~1390 nm),Landsat 8 的云掩膜产品以卷云波段的反射率为阈值进行判定,仅使用了简单的单波段固定阈值就获得了较高的检测精度。对于 AHSI 数据,当设定卷云波段的阈值为 0.04,并且 T1 波段的阈值为 0.15 时,可以得到潜在的薄云像元,部分高亮地区可能会通过检测,因此后续的工作重心是如何有效地将两者进行区分。

不同波段之间的遥感数据的比值能够有效地凸显出某种地物的类型,同时,该比值的计算易受到大气条件的影响,因此,本文考虑对 AHSI 的 305 个定标波段两两之间的比值进行计算,通过对不同的组合进行比较,选出薄云检测的最优波段组合。图 3 为不同波段之间比值计算结果的密度分布图,可以看出 T1 波段与卷云波段之间的比值要明显高出其他地物类型,采用这两个波段的比值进行处理之后可以将薄云区域和少量高亮区域选出。

AHSI 第 220 波段的中心波长为 $2.0 \mu\text{m}$,这也是一个常用的大气窗口,使用此波段与卷云波段之间的比值,可以有效减小高亮地区对云检测造成的影响。薄云和高亮地表可以很容易地通过(5)式所示的阈值公式进行判定。

$$\begin{cases} T_1 \cup T_2 > 0.3 \\ T_3 > 0.04 \cup T_1 > 0.15, \\ \frac{T_1}{T_4} > 7.5 \cup \frac{T_4}{T_3} < 1 \end{cases}, \quad (5)$$

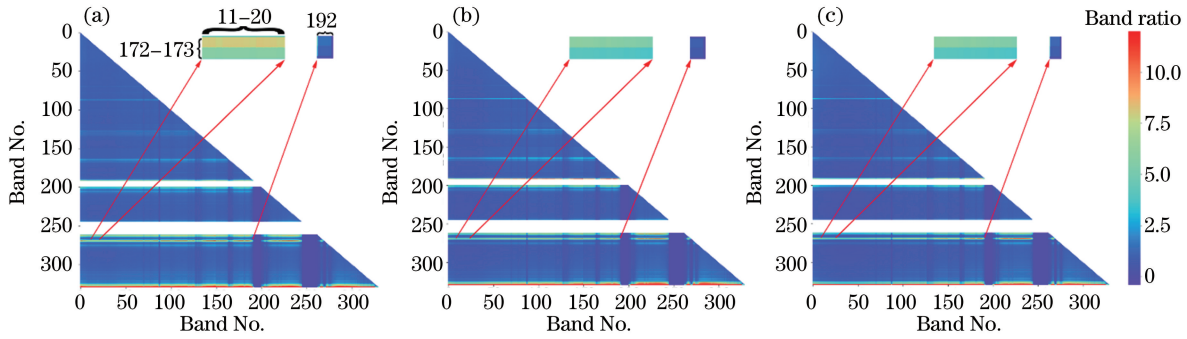


图 3 AHSI 高光谱影像不同地表类型的波段比值。(a)薄云;(b)土壤;(c)岩石

Fig. 3 Band ratio between different types ground objects in AHSI hyperspectral image. (a) Thin cloud; (b) soil; (c) rock

式中: T_1 为 AHSI 第 11~第 20 波段的等效表观反射率; T_2 、 T_3 、 T_4 分别为第 30~第 60 波段、第 192 波段、第 270~第 272 波段的等效表观反射率。当像元满足(5)式的所有条件时,就可以认定其为云像元。

考虑到云一般是成规模连片出现的,对于一些判定为云的离散像元,对其进行小斑块处理,即:如果在 3×3 像元范围内少于连续 5 个像元被判定为云,则将全部的像元都重新判定为晴空像元。云检测的具体流程如图 4 所示。

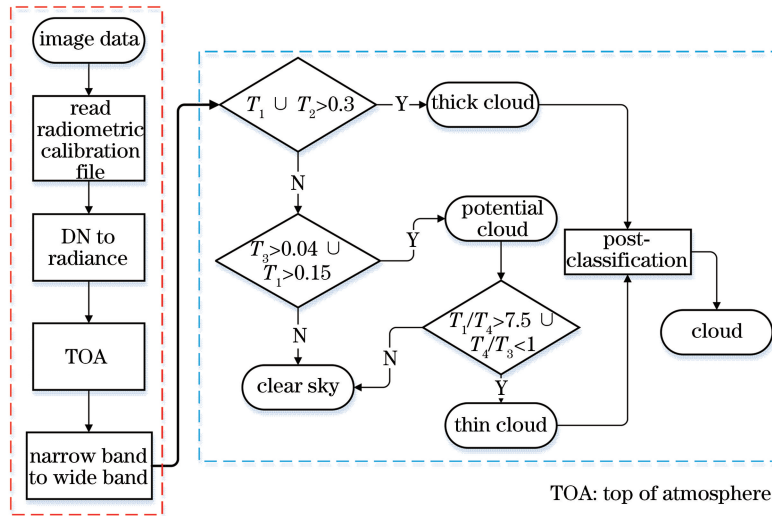


图 4 云检测流程图

Fig. 4 Cloud detection algorithm flow chart

4 云检测结果分析

为了对模型的检测结果进行验证,本文使用三种不同的参数来评价云检测精度。这三种参数包括总体精度 (C_{oa})、生产者精度 (C_{pa}) 和用户精度 (C_{ua}),它们的计算公式为

$$C_{oa} = \frac{N}{T_p}, \quad (6)$$

$$C_{pa} = \frac{C_n}{C_n + O_c}, \quad (7)$$

$$C_{ua} = \frac{C_n}{C_n + F_n}, \quad (8)$$

式中: N 为目视解译结果与算法检测结果相同的像元数; T_p 为影像的所有像元数; C_n 为正确检测为云

的像元数; O_c 为漏检云的像元数; F_n 为错检云的像元数。

图 5 为本文算法的云检测结果与目视解译结果的对比,图中的红色矢量线为目视解译的云区域边缘。

表 3 为 4 幅影像的检测统计结果。本文算法的平均总体精度为 91.8%,平均生产者精度为 84%,平均用户精度为 89.3%。这表明,本文所提云检测算法对于厚云像元都能做到有效区分,同时对薄云判定的结果也比较优秀,尤其是对薄云和高亮地表这些易造成混淆的区域。

虽然本文算法对复杂下垫面的云检测有着较高的精度,但仍存在一些问题。从结果图与结果统计中可以直观地看到,对于薄云像元较多的影像,本文

算法判别云像元相比目视解译结果要多,而对于以厚云为主的影像,本文算法的结果要比目视解译结果少。图 6(a1)为薄云占比较高的区域,透过薄云能明显地看清地面特征,这种由薄云和下垫面高亮地物组成的混合像元,其表观反射率与晴空条件下的反射率差别很小,在算法中易出现误判现象,而在目视解译中会因为邻近云像元的辅助判断而被认定

为是薄云像元。在图 6(a2)中,厚云的占比较高,但是大多为小面积的碎云,相邻云块之间有着极小的间隙。在目视识别过程中,地物和薄云之间没有明显的边界,解译也存在一定程度的主观性,会对验证结果造成一定影响,致使精度降低。同时,在检测过程中仅使用光谱特征,没有考虑数据定标错误带来的影响,这也会在一定程度上造成误判。

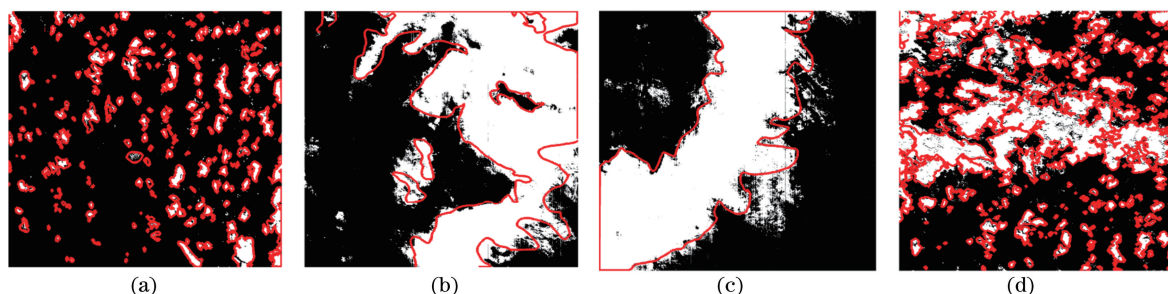


图 5 云检测结果图,图中白色为云像元,红色矢量线为目视解译的云边界。(a)影像 a;(b)影像 b;(c)影像 c;(d)影像 d
Fig. 5 Cloud detection results, white represents cloud, and the red vector is the visually interpreted cloud boundary.

(a) Image a; (b) image b; (c) image c; (d) image d

表 3 本文算法云检测精度的统计结果

Table 3 Statistics of cloud detection accuracy of our algorithm

Image	Proportion / %		Overall accuracy / %	Producer's accuracy / %	User's accuracy / %
	Visual interpretation	Our algorithm			
a	13.0	10.0	95	71	93
b	42.0	46.7	89	92	83
c	37.6	40.5	93	94	88
d	35.7	30.3	90	79	93

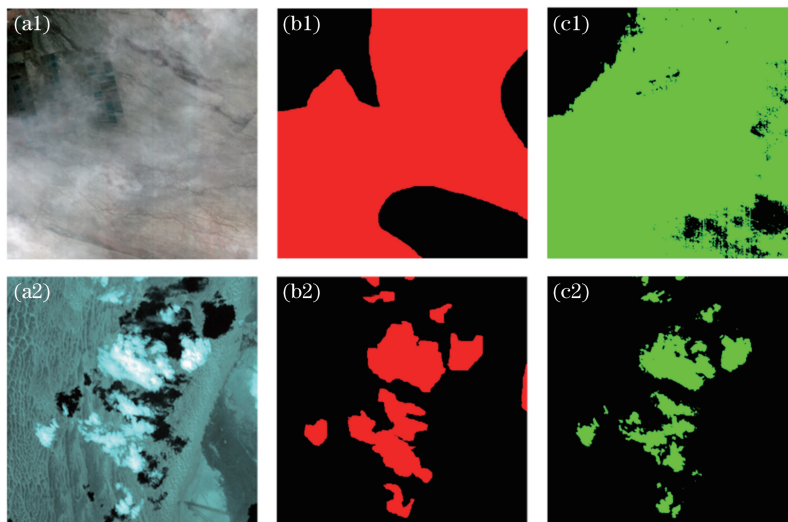


图 6 云检测结果的局部对比图。(a1)(a2)假彩色影像图(用第 110、第 64、第 44 波段分别代表 R、G、B 波段);
(b1)(b2)目视解译结果,红色标注为云像元;(c1)(c2)本文算法检测结果,绿色标注为云像元

Fig. 6 Local comparison of cloud detection results. (a1)(a2) False color image (using bands 110, 64, and 44 to represent the R, G, and B bands, respectively); (b) visual interpretation results, red labeled as cloud pixels; (c) detection results of our algorithm, green labeled as cloud pixels

5 结 论

本文以 GF-5 的 AHSI 高光谱数据为例,提出了一种能适用于复杂下垫面类型的较精准的云检测算法,该算法具有一定的通用性,能够有效地将薄云区域与高亮地表进行区分。考虑到单波段高光谱数据中噪声的影响,使用多个连续的高光谱波段得到了等效的光谱波段反射率,在可见光与近红外波段使用一个简单的阈值对厚云像元进行检测。之后使用卷云波段筛选出薄云以及高亮地表。通过对比不同地表类型数据在各波段之间的比值结果,选择出了薄云检测的最优波段组合。多景 AHSI 数据云检测验证表明,本文算法在地形复杂区域具有较高的云检测精度。

参 考 文 献

- [1] Zhang Y C. Calculation of radiative fluxes from the surface to top of atmosphere based on ISCCP and other global data sets: refinements of the radiative transfer model and the input data [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2004, 109 (D19): D19105.
- [2] He Q J, Cao J, Huang J, et al. Cloud detection in MODIS data based on multi-spectrum synthesis [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2006, 18 (3): 19-22.
何全军,曹静,黄江,等.基于多光谱综合的 MODIS 数据云检测研究 [J]. *国土资源遥感*, 2006, 18(3): 19-22.
- [3] Song X N, Zhao Y S. Cloud detection and analysis of MODIS image [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(9): 1079-1083.
宋小宁,赵英时. MODIS 图象的云检测及分析 [J]. *中国图象图形学报*, 2003, 8(9): 1079-1083.
- [4] Xu D Y, Li X R, Zhao L Y, et al. Hyperspectral remote sensing image cloud detection based on spectral analysis and dynamic fractal dimension [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(10): 101003.
徐冬宇,厉小润,赵辽英,等.基于光谱分析和动态分形维数的高光谱遥感图像云检测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(10): 101003.
- [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] Chi Y L, Sun L, Wei J. Improved dynamic threshold cloud detection algorithm for Suomi-NPP visible infrared imaging radiometer [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(5): 0528005.
迟雨蕾,孙林,韦晶. Suomi-NPP 卫星可见光红外成像辐射计的改进动态阈值云检测算法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(5): 0528005.
- [7] 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.
- [8] Dong Z, Sun L, Liu X R, et al. CDAG-improved algorithm and its application to GF-6 WFV data cloud detection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16): 1628001.
董震,孙林,刘喜荣,等. CDAG 改进算法及其在 GF-6 WFV 数据云检测中的应用 [J]. *光学学报*, 2020, 40(16): 1628001.
- [9] Zhu Z, Woodcock C E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 83-94.
- [10] Jang J D, Viau A A, Anctil F, et al. Neural network application for cloud detection in SPOT VEGETATION images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(4): 719-736.
- [11] Taravat A, Del Frate F, Cornaro C, et al. Neural networks and support vector machine algorithms for automatic cloud classification of whole-sky ground-based images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(3): 666-670.
- [12] Zhang J Q, Li X Y, Li L Y, et al. Landsat 8 remote sensing image based on deep residual fully convolutional network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 102801.
张家强,李潇雁,李丽圆,等.基于深度残差全卷积网络的 Landsat 8 遥感影像云检测方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 102801.
- [13] Zhu Z, Woodcock C E. Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: an algorithm designed specifically for monitoring land cover change [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152: 217-234.
- [14] Liu Y N. Visible-shortwave infrared hyperspectral imager of GF-5 satellite [J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2018, 39(3): 25-28.
刘银年. “高分五号”卫星可见短波红外高光谱相机的研制 [J]. *航天返回与遥感*, 2018, 39(3): 25-28.
- [15] Gueymard C A. The sun's total and spectral irradiance for solar energy applications and solar radiation models [J]. *Solar Energy*, 2004, 76(4): 423-453.