

CDAG 改进算法及其在 GF-6 WFV 数据 云检测中的应用

董震, 孙林*, 刘喜荣, 王永吉, 梁天辰

山东科技大学测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590

摘要 为提高 GF-6 WFV 数据的利用效率,研究了 GF-6 WFV 数据的云检测算法。该算法是基于阈值自动生成的云检测(CDAG)算法,通过挖掘云和典型地表在可见光、近红外波段的光谱差异信息,实现了对多光谱卫星传感器的云检测。考虑到 GF-6 WFV 数据光谱范围相对较窄,云与亮地表的识别能力相对较弱的问题,加入了离差指数和亮地表指数,使用更多的波段组合方式,更加深入地分析云像元和晴空像元的差异,提高了典型地表与云的识别精度。通过遥感目视判读的方法对本研究中抽取的不同子区域的云检测结果进行分析,识别精度达到 85.16%,漏分误差和错分误差分别为 14.84%和 2.39%,实现了较高的识别精度。

关键词 遥感; GF-6 号卫星; 自动阈值; 改进的 CDAG 算法; 云检测

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1628001

CDAG-Improved Algorithm and Its Application to GF-6 WFV Data Cloud Detection

Dong Zhen, Sun Lin*, Liu Xirong, Wang Yongji, Liang Tianchen

College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao,
Shandong 266590, China

Abstract To utilize GF-6 WFV data more efficiently, the cloud detection algorithm, which is based on cloud detection algorithm-generating (CDAG) algorithm, is investigated in this study. The proposed method can effectively realize high-precision cloud detection of multi-spectral satellite sensors by completely mining the spectral difference information of the cloud and the typical surface in visible and near-infrared bands. Considering that the spectral range of GF-6 WFV is relatively narrow, and the recognition ability of the cloud and the bright surface is relatively weak, we add the dispersion index and bright surface index, and use more band combinations to further analyze the differences between cloud and clear pixels so as to improve the recognition accuracy of typical surface and cloud. Cloud detection results from different sub-regions are varified through remote visual interpretation, which suggests that the overall accuracy reaches 85.16%, 14.84% of clouds are not identified, and 2.39% of the surface is incorrectly identified as clouds, thereby demonstrating the proposed method can achieve high recognition accuracy.

Key words remote sensor; GF-6 satellite; automatic threshold; improved CDAG algorithm; cloud detection

OCIS codes 280.4788; 100.3008; 080.1753

1 引 言

GF-6 WFV 传感器是搭载在我国首颗用于农业精准观测的高分卫星 GF-6 上的传感器,空间分辨率为 16 m^[1]。相比于之前的高分系列卫星传感器,GF-6 WFV 传感器保留了全色波段以及可见光、

近红外范围内的 4 个波段,新增了紫波段(0.40~0.45 μm)、黄波段(0.59~0.63 μm)、红边波段 1(0.69~0.73 μm)和红边波段 2(0.73~0.77 μm)。它将与高分一号卫星组网运行,使获取遥感数据的时间分辨率从 4 d 缩短到 2 d,可以实现对国土、农业、林业、自然灾害等的监测,为农业农村发展、生态

收稿日期: 2020-02-27; 修回日期: 2020-03-21; 录用日期: 2020-05-11

基金项目: 国家自然科学基金(41771408)、山东省自然科学基金(ZR201702210379)

* E-mail: sunlin6@126.com

文明建设、自然资源有效利用和防灾减灾等提供坚实的遥感数据保障^[2]。

然而,云的存在限制了 GF-6 WFV 数据的使用范围。云层的遮挡导致云层覆盖区域内的信息丢失,降低了数据利用率^[3-5],在很大程度上影响了卫星数据信息提取的准确性和可靠性^[6-8]。因此,实现 GF-6 WFV 数据高精度的云检测,对推动高分六号数据的应用有重要的意义。

目前,已经发展了多种云检测方法。其中阈值法是应用比较广泛、成熟的检测方法^[9]。阈值法主要是根据云和晴空像元的反射率光谱,使用单波段或多波段的辐射差异,通过特定的阈值来区分云和晴空像元。当前常用的阈值方法主要有应用于 NOAA AVHRR 数据云检测的 CLAVR (The NOAA Cloud Advanced Very High Resolution Radiometer) 方法^[10] 以及 APOLLO (AVHRR Processing Scheme over Clouds, Land and Ocean) 方法^[11-12],用于 MODIS 数据的 MODIS Cloud Mask 方法^[13],以及应用于 Landsat-7 ETM+ 数据中的 Fmask 方法^[14]等。因为充分利用了云与典型地表在可见光、近红外以及热红外波段的辐射差异,这些阈值法都体现了较好的识别效果。对于波段范围相对较窄的传感器,特别是当缺少热红外波段等谱段时,识别精度会受到较大影响。为了提高阈值法的识别精度,Wang 等^[15]通过设置与地表反射率相关的动态阈值开展了我国发射的资源三号、高分一号、高分二号和高分四号高分辨率卫星数据的云检测实验,达到较高的精度。Sun 等^[16]基于地表类型数据集的支持,开展了与地表类型相关的云检测阈值确定方法,在多颗卫星的云检测中达到了较好的效果。但以上方法需要先验数据集的支撑,地表类型的变化以及不同时相数据的匹配误差,都会影响云检测的结果。

总体看来,阈值法可以有效识别大部分区域的厚云,但当研究区内存在有薄云、碎云像元或云下方出现沙漠、岩石和人造地表等高亮地表时,难以设定合理的阈值来实现云像元的高精度提取。因此,充分挖掘云和典型地表的光谱差异,合理地设定阈值,在阈值法云检测中非常重要。传统方法是通过分析云和典型地物组分光谱的差异来设定云检测阈值,由于地表结构的复杂性以及大气影响的不确定性,该方法设定的阈值通常都会出现大量的云像元漏检或者清晰像元被多检的情况。

为有效提高阈值法在不同云类型和复杂地表类

型条件下的可用性,Sun 等^[17]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)方法,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。该算法基于标识出的云和晴空像元数据库,自动分析了不同波段、波段组合产生的阈值对云检测的贡献,实现了云与典型地物光谱差异的充分挖掘。此外,阈值的设定是在像元的尺度上进行的,相对于原来的基于组分光谱差异的分析,该方法具有明显的优势。CDAG 方法已经实现了 MODIS、VIIRS、Landsat 8 OLI 等多种传感器在不同云类型和不同下垫面条件下的高精度云检测^[17]。

尽管 GF-6 WFV 数据有 8 个通道,但其覆盖的波长范围(0.4~0.89 μm)相对较窄,在有限的波长范围内,现有的 CDAG 算法难以有效地挖掘出云像元与晴空像元之间的光谱差异,特别是薄云、碎云与高亮度地表(如雪、裸地、人造地表)的光谱差异,故采用其确定的阈值难以达到较高的检测精度。

本研究根据 GF-6 WFV 数据的特点,对 CDAG 方法进行了改进。一是在原有的云和非云像元数据库的基础上,新增了亮地表像元数据库,利于进一步挖掘云像元和亮地表像元之间的光谱差异;二是加入了三波段离差指数和亮地表指数两种新的波段组合方式,有效地提高了 GF-6 WFV 数据云检测精度。

2 CDAG 云检测算法介绍

CDAG 算法使用已标识出的云和典型地物的高光谱数据集,通过数据模拟的方法实现了不同卫星云检测阈值的确定。其主要工作包括以下几个部分:

1) 高光谱数据集的构建。构建的数据集已被精确标识出云和典型晴空地表类型。为保证构建的阈值具有广泛的空间适应性,数据集包含厚云、薄云、碎云等不同特征的云像元,以及包括城市、森林、水体、裸地等不同地物类型的晴空像元,且提取的云像元分布在不同的地表背景上。

2) 使用构建的高光谱数据集模拟出不同多光谱传感器的像元。CDAG 算法中的图形模拟是使用 He 等^[18]所提出的数据模拟方法,依据待模拟传感器的光谱响应函数,建立高光谱与多光谱数据之间的关系,即从窄波段数据中模拟获取宽波段数据。

模拟的具体公式如下：

$$R_i^M = \frac{\sum_j^{N_H} \rho(\lambda_{i,j}) W_j R_j^H}{\sum_j^{N_H} \rho(\lambda_{i,j}) W_j}, \quad i = 1, 2, \dots, N_M. \quad (1)$$

式中： i 表示多光谱数据的第 i 波段； j 表示高光谱数据的第 j 波段； N_H 是高光谱数据的波段数； N_M 是多光谱数据的波段数； R_j^H 表示高光谱数据像元的表观反射率； R_i^M 表示多光谱数据像元的表观反射率； W_j 表示高光谱数据的波段宽度； $\rho(\lambda_{i,j})$ 表示高光谱数据各波段中心波长处所对应的多光谱数据的光谱响应函数。

3) 基于模拟的多光谱传感器的云及晴空像元数据库,统计不同波段及波段组合在不同阈值时的云像元识别正确率和晴空像元识别误判率,在设定的允许误差范围内,确定出云检测的阈值。

3 面向 GF-6 WFV 云检测的 CDAG 改进算法

高光谱像元数据库的建立,是 CDAG 算法确定波段组合和阈值前的重要环节。在本研究中,高光谱像元数据库除包括已有的云像元数据库和晴空像元数据库,还添加了新的亮地表像元数据库。依据

GF-6 WFV 数据的光谱响应函数,将高光谱像元数据库模拟为 GF-6 WFV 数据对应的多光谱像元数据库。利用模拟得到的多光谱传感器数据,通过分析云像元与晴空像元的辐射差异自动选取云检测阈值。但在卫星覆盖波长范围相对较窄的情况下,原有的 CDAG 算法无法获取充足的波段特征信息,会产生比较明显的漏分和误分现象。为提高该类型区域云检测识别的精度,除增加相应地表类型覆盖的 AVIRIS 数据样本以外,还针对该类型区域添加了离差指数和亮地表指数两种新的波段组合方式。

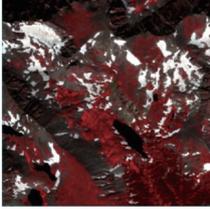
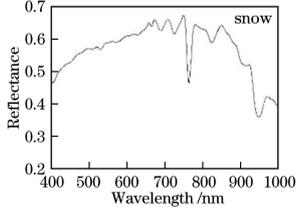
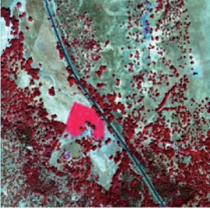
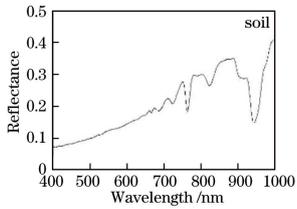
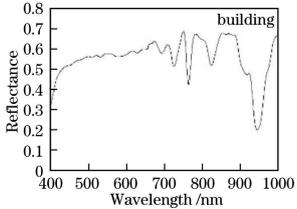
3.1 高光谱亮地表像元数据库的建立

CDAG 算法中,高光谱像元数据库是基于美国 NASA 的机载可见光/红外成像光谱仪 AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer) 建立的,波谱范围为 400~2500 nm,包含有 224 个波长间隔为 10 nm 的波谱通道^[19]。使用人工目视解译从中获取云像元数据和晴空像元数据。

为提高算法在高亮度地区云检测的精度,在已有像元数据库的基础上,增加了亮地表像元库,即将从 AVIRIS 图像中新提取的雪、裸地和人造地表三类高亮度像元加入亮地表像元库。表 1 给出部分亮地表像元的影像图以及其典型像元的表观反射率曲

表 1 像元库中的典型亮地表像元

Table 1 Typical examples of bright surface pixels in the pixel dataset

Class	Image	Spectral curve
Snow		
Bare soil		
Artificial surface		

线,影像为 AVIRIS 波段 50、31、20 合成的假彩色影像,表观反射率的范围取 0~1。

3.2 多光谱像元数据库的模拟

图 1 为 GF-6 WFV 数据与高光谱 AVIRIS 数据在部分波段上的光谱响应函数。其中,图 1(a)~(d)分别是 WFV 数据第一波段(0.45~0.52 μm)、第二波段(0.52~0.59 μm)、第四波段(0.77~0.89 μm)以及第六波段(0.73~0.77 μm)的光谱响

应函数(虚线)以及对应的相应波长范围内 AVIRIS 数据的光谱响应函数(实线)。

根据两类传感器的光谱响应函数,基于(1)式即可实现 GF-6 WFV 影像的模拟。图 2 为 GF-6 WFV 传感器原始影像和模拟影像的对比,其中图 2(a)为 2019 年 8 月 6 日美国威斯康星州区域的 GF-6 WFV 影像,图 2(b)为使用同一地区 2011 年 8 月 7 日的 AVIRIS 影像模拟的 GF-6 WFV 数据。

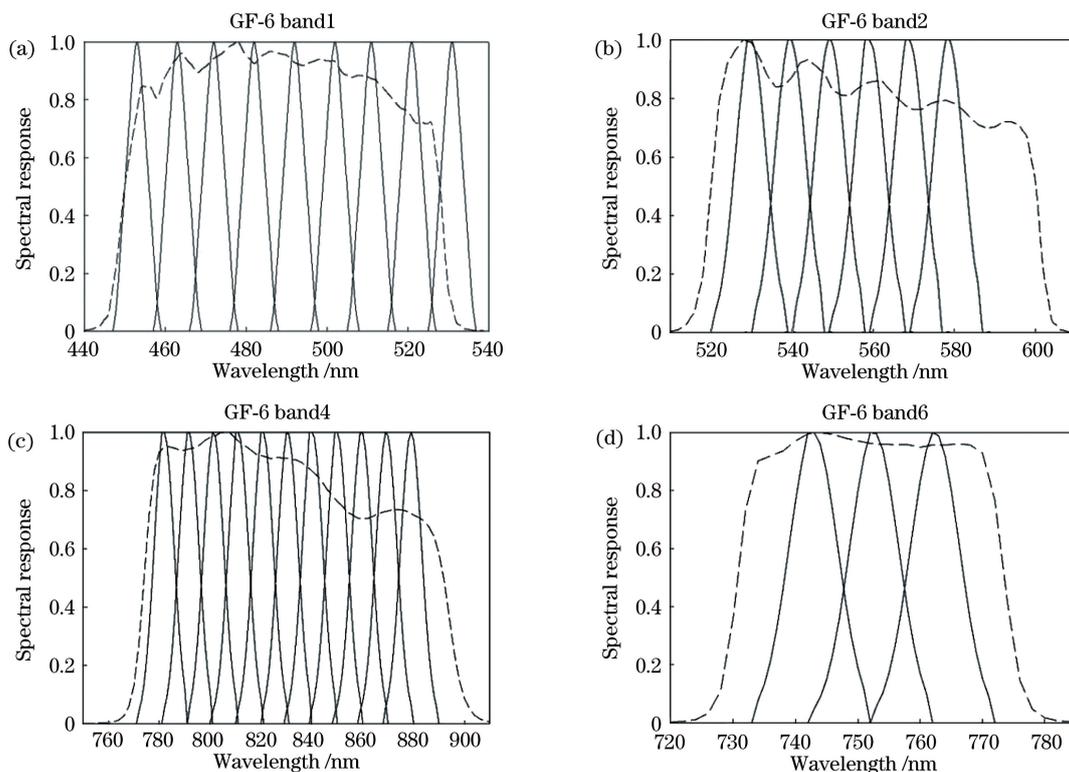


图 1 AVIRIS 数据(实线)与 GF-6 WFV 数据(虚线)在部分波段上的光谱响应曲线比较。(a)第一波段范围; (b)第二波段范围;(c)第四波段范围;(d)第六波段范围

Fig. 1 Comparison of AVIRIS(solid line) and GF-6 WFV(dashed line) data spectral response curves at different bands. (a) 1st band; (b) 2nd band; (c) 4th band; (d) 6th band

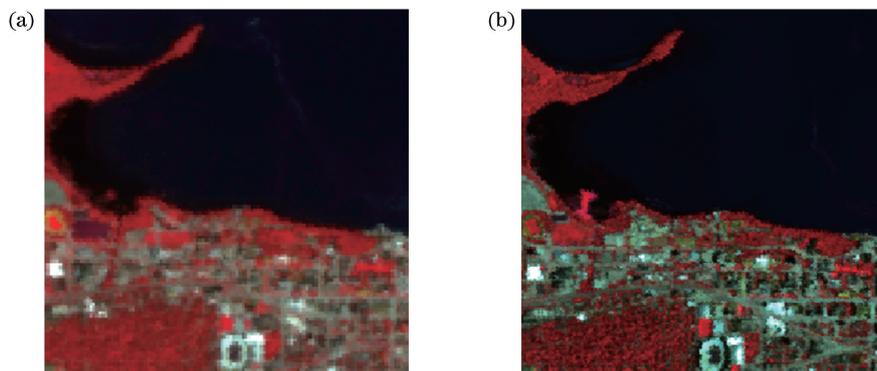


图 2 美国威斯康星州区域的 GF-6 WFV 原始影像与模拟影像对比。(a)原始影像;(b)模拟影像

Fig. 2 Comparison of raw image and simulated image of the Wisconsin area, USA. (a) Raw GF-6 WFV image; (b) simulated GF-6 WFV image

3.3 GF-6 WFV 云检测阈值的确定

1) 原 CDAG 方法确定的阈值

本研究在 GF-6 WFV 数据所覆盖的 0.40 ~ 0.89 μm 的波谱范围内,统计不同波段组合在不同阈值范围内变化时的云像元识别正确率和晴空像元误判率。在原有 CDAG 算法的条件下,分别使用单波段、波段比值和双波段联合三种方式,确定云检测阈值(见表 2)。表中由 B_1, B_2, \dots, B_8 表示 WFV 数据 8 个波段,各波段使用的像元表观反射率范围均为 0~1。

表 2 原方法下所选波段组合及阈值

Table 2 Band combination and threshold selected under the original CDAG method

Single band	Multi band	Band ratio
$B_1 > 0.27$	$B_1 > 0.18 \ \& \ B_4 > 0.34$	$0.80 < B_1/B_7 < 1.08$
$B_7 > 0.26$	$B_1 > 0.22 \ \& \ B_7 > 0.26$	$0.99 < B_2/B_8 < 1.20$
	$B_2 > 0.14 \ \& \ B_4 > 0.36$	$0.47 < B_3/B_7 < 1.14$
	$B_2 > 0.18 \ \& \ B_7 > 0.26$	$0.91 < B_3/B_8 < 1.07$
	$B_3 > 0.14 \ \& \ B_6 > 0.32$	
	$B_3 > 0.14 \ \& \ B_7 > 0.26$	
	$B_4 > 0.36 \ \& \ B_5 > 0.20$	
	$B_4 > 0.36 \ \& \ B_8 > 0.18$	
	$B_5 > 0.20 \ \& \ B_6 > 0.32$	

2) 三波段离差组合

分析典型的高反射率地表像元,如人造地表、岩石、裸土等,发现这类地表像元在可见光近红外波段的表观反射率甚至会高于云像元。但云在可见光近红外波段的反射率变化较小,光谱曲线相对平稳,岩石和裸土这类地物的反射率则是随着波长的增加而增加。因此,本研究在区分云像元与晴空像元时,加入了新的波段组合形式。任选 GF-6 WFV 数据的三个波段,对数据库中的所有像元,计算所选三个波段反射率值与它们的平均反射率之间的距离之和,波段组合方式表示为

$$\left| \frac{(B_a - M)}{M} \right| + \left| \frac{(B_b - M)}{M} \right| + \left| \frac{(B_c - M)}{M} \right| < T, \quad (2)$$

其中 B_a, B_b, B_c 分别代表随机选择的三个波段处的表观反射率值, M 为所选三个波段表观反射率的平均值, T 为波段组合对应的阈值。满足(2)式的像元则被识别为云像元。

将那些反射率变化较明显的像元去除,能更进一步地提高云检测的精度,得到初步的云检测结果。表 3 中列出了添加三波段离差组合后,所选择出的新的云检测阈值。

表 3 三波段离差组合所选波段及阈值

Table 3 Band and threshold selected by three-band dispersion combination

Band	Average	Multi-band dispersion
B_1, B_2, B_5	$A_1 = (B_1 + B_2 + B_5)/3$	$[(B_1 - A_1)/A_1 + (B_2 - A_1)/A_1 + (B_5 - A_1)/A_1] < 0.015$
B_1, B_2, B_5	$A_2 = (B_1 + B_3 + B_7)/3$	$[(B_1 - A_2)/A_2 + (B_3 - A_2)/A_2 + (B_7 - A_2)/A_2] < 0.023$
B_1, B_5, B_7	$A_3 = (B_1 + B_5 + B_7)/3$	$[(B_1 - A_3)/A_3 + (B_5 - A_3)/A_3 + (B_7 - A_3)/A_3] < 0.057$
B_2, B_3, B_7	$A_4 = (B_2 + B_3 + B_7)/3$	$[(B_2 - A_4)/A_4 + (B_3 - A_4)/A_4 + (B_7 - A_4)/A_4] < 0.018$
B_2, B_5, B_7	$A_5 = (B_2 + B_5 + B_7)/3$	$[(B_2 - A_5)/A_5 + (B_5 - A_5)/A_5 + (B_7 - A_5)/A_5] < 0.055$
B_3, B_5, B_7	$A_6 = (B_3 + B_5 + B_7)/3$	$[(B_3 - A_6)/A_6 + (B_5 - A_6)/A_6 + (B_7 - A_6)/A_6] < 0.043$

3) 亮地表检测算法

在加入三波段离差组合之后,利用云像元库和晴空像元库进行算法的筛选和生成,能够进一步调高云检测的准确性。但当晴空像元库中包含的地物种类较多时,阈值的选取可能无法考虑到所有的地物类型。针对这一问题,本研究在已有的初步云检测结果的基础上,构建新的亮地表像元数据库,生成了一个用于区分云像元和亮地表像元的新算法。

分析云像元库和单独构建的亮地表像元数据库,能够降低其他类型像元的影响,更加充分地挖掘出云和亮地表像元之间的光谱差异,最终选择出能

准确区分这两类像元的波段组合和阈值。将该算法应用到之前已经得到的初步云检测结果中,对检测结果进行二次分析,能有效降低云检测结果的误判率。参考已有的几种波段的组合方式,用多波段组合的方法来寻找云像元和亮地表像元之间的光谱差异,生成新的算法。所选的波段和阈值如表 4 所示。

4 结果分析与精度验证

选取 2018 年 8 月至 2019 年 8 月不同季节的 GF-6 WFV 影像,使用改进的 CDAG 算法进行云检测,云检测实验流程如图 3 所示。

表 4 亮地表检测算法所选波段及阈值

Table 4 Band and threshold selected by the bright surface detection algorithm

Multi band	Multi band+Band difference
$B_1 > 0.30 \ \& \ B_2 > 0.32 \ \& \ B_7 > 0.28$	$B_1 > 0.31 \ \& \ B_3 > 0.35 \ \& \ B_3 - B_7 < 0.015$
$B_1 > 0.31 \ \& \ B_3 > 0.36 \ \& \ B_7 > 0.27$	$B_1 > 0.31 \ \& \ B_4 > 0.39 \ \& \ B_4 - B_7 < 0.075$
$B_2 > 0.33 \ \& \ B_3 > 0.37 \ \& \ B_7 > 0.28$	$B_2 > 0.34 \ \& \ B_6 > 0.35 \ \& \ B_6 - B_7 < 0.035$
$B_2 > 0.34 \ \& \ B_5 > 0.35 \ \& \ B_7 > 0.29$	

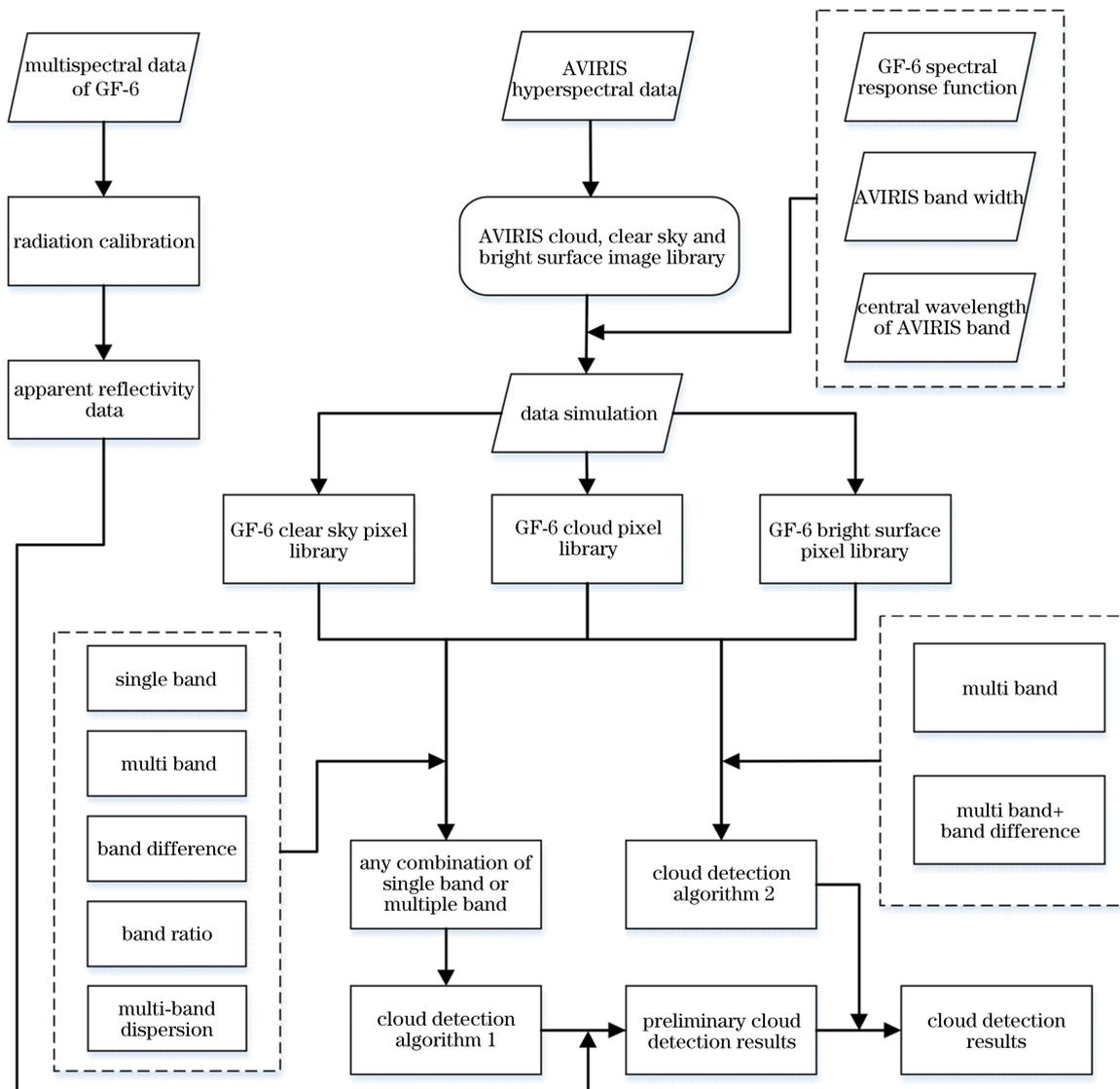


图 3 GF-6 WFV 数据云检测算法流程图

Fig. 3 Flow chart of GF-6 WFV data cloud detection algorithm

图 4 为 GF-6 WFV 影像在加入三波段离差指数前后的云检测结果对比,左侧为假彩色 (RGB: Band4-Band3-Band2) 合成的原始图像,中间为原始 CDAG 算法的云检测结果,右侧为加入三波段离差指数后的云检测结果。图中黑色表示的是非云像元,白色表示识别出的云像元。

图 4(a)和(b)为 GF-6 WFV 影像中的厚云检测结果。厚云像元在遥感影像上表现为反射率较高的亮图斑,容易与其他像元相区别。可以看出,原有的云检测方法和改进的 CDAG 算法对厚云的检测均能达到较高的精度。本研究所加入的三波段离差指数能够提高云边缘检测的正确率,在植被和水体上

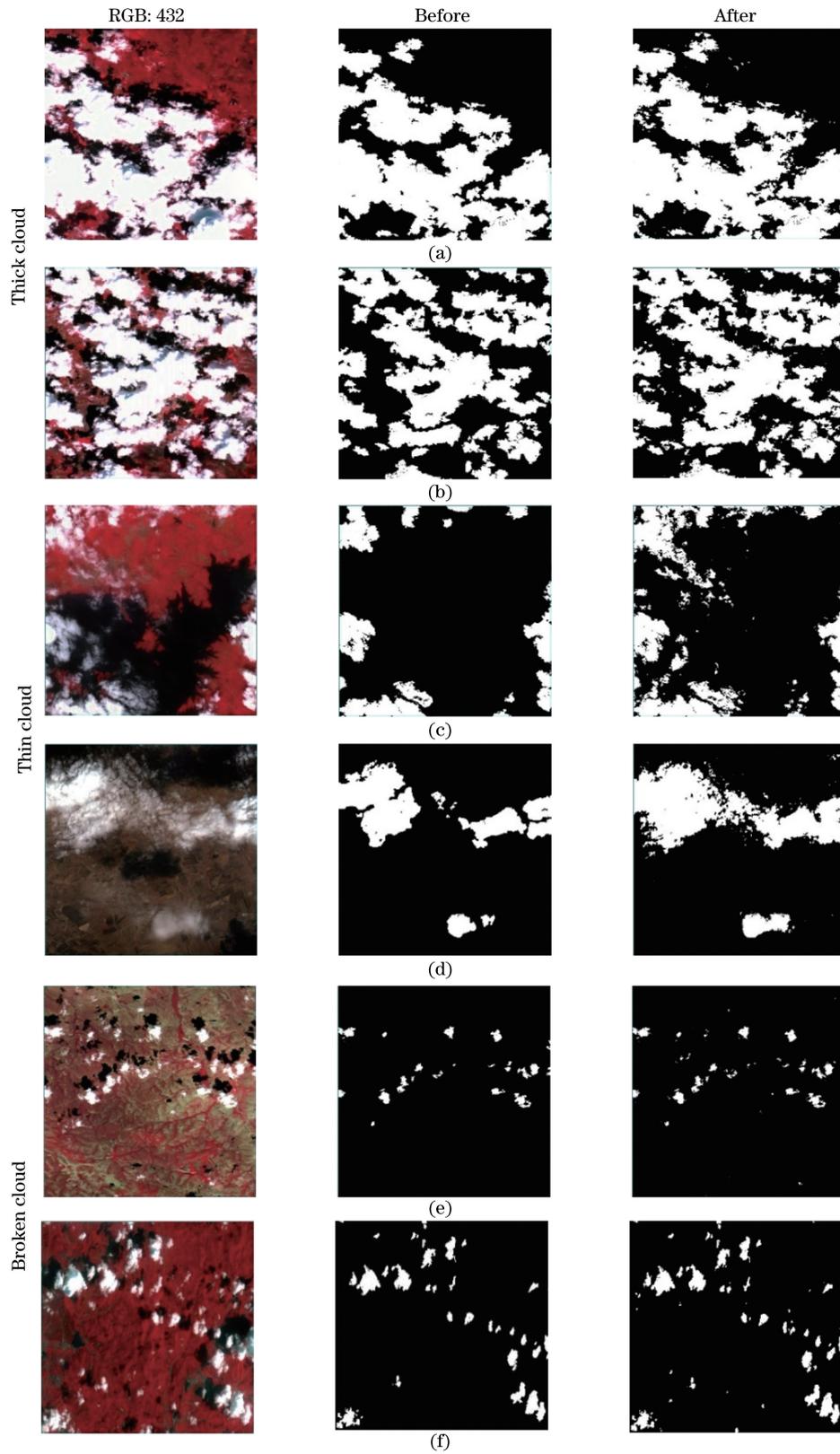


图 4 不同种类云覆盖条件下 GF-6 WFV 数据的云检测结果。(a) 2018-09-02;(b) 2019-06-07;(c) 2019-04-21;
(d) 2018-11-03;(e) 2018-12-01;(f) 2018-09-23

Fig. 4 Cloud detection results of GF-6 WFV data under different cloud cover conditions. (a) 2018-09-02;
(b) 2019-06-07; (c) 2019-04-21; (d) 2018-11-03; (e) 2018-12-01; (f) 2018-09-23

空,改进后的算法能检测到厚云边缘处的多数薄云 and 碎云像元,有效减少了云检测中的漏判像元。

图 4(c)和(d)为 GF-6 WFV 影像中的薄云检测结果。从图中可以看出,原始 CDAG 算法仅能识别云边缘处的部分薄云像元,对于其他区域的薄云识别效果较差,误判率较高。改进的 CDAG 算法不仅对云边缘处的薄云识别效果更好,还能有效识别零散分布的薄云。但由于薄云具有较高的透过率,容易受到下垫面地物反射率的影响,易产生漏判现象。改进的 CDAG 算法虽然能识别大多数的薄云像元,但随着薄云厚度的不断降低,识别的准确率会有一定程度的下降,会出现部分漏判的云像元。

图 4(e)和(f)为 GF-6 WFV 影像中的碎云检测结果。碎云的特点就是体积较小,在图像中的分布

比较零散,其在空间尺度和空间分布上的特点给云检测工作带来了很大的挑战。从碎云识别的结果图中可以看出,改进的 CDAG 算法能够有效地识别地表上空的碎云像元。

图 5 为 GF-6 WFV 影像在加入亮地表检测算法前后的云检测结果对比,最左侧图像为假彩色 (RGB:Band4-Band3-Band2) 合成影像,中间图像为仅加入三波段离差指数而未使用亮地表检测算法得到的结果图,最右侧图像为使用亮地表检测算法之后的云检测结果。可以看出,在亮地表较多的地区,仅依靠晴空像元库和云像元库得到的算法有较高的识别误判率,而在加入亮地表像元数据库之后得到的算法能够较好地实现亮地表与云像元的区分。

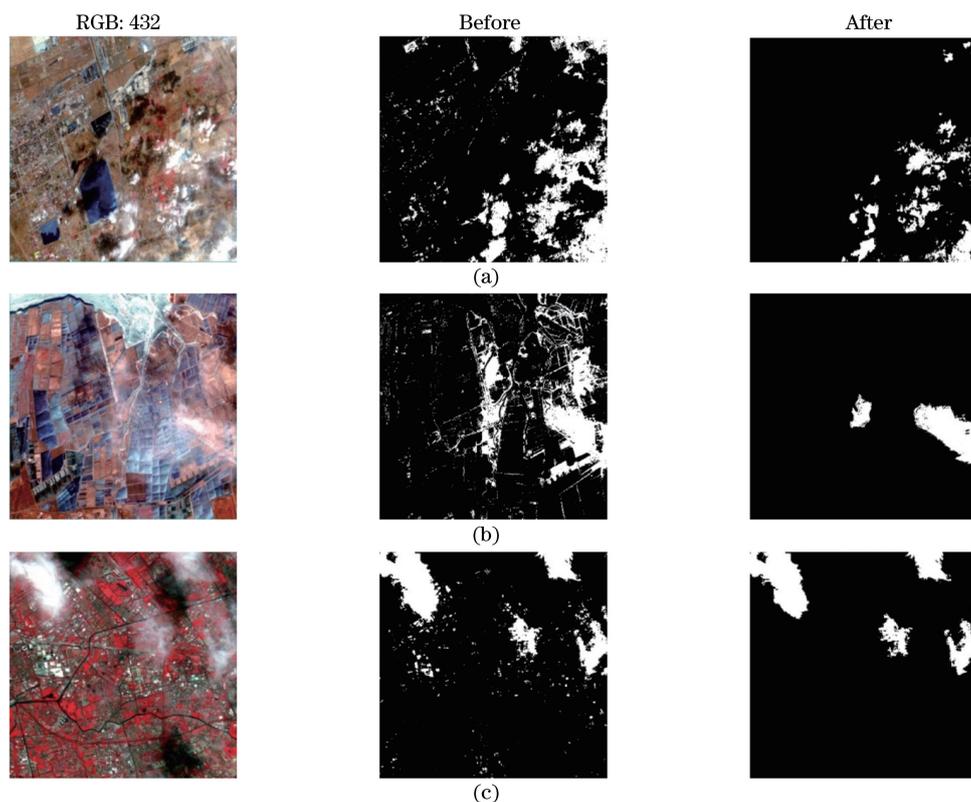


图 5 GF-6 WFV 数据进行亮地表去除前后的云检测结果。(a) 2018-12-30;(b) 2019-04-21;(c) 2019-05-04

Fig. 5 Cloud detection results of GF-6 WFV data before and after bright surface removal. (a) 2018-12-30; (b) 2019-04-21; (c) 2019-05-04

为定量分析改进的 CDAG 算法在 GF-6 WFV 影像云检测中的精度,本研究从选择的影像中抽取了多个不同区域的子影像,通过人工目视解译的方式进行检测结果的精度分析。选择的子影像包含厚云、薄云、碎云等多种云类型,云量适中,且下垫面类型包括植被、裸地、水体和人造地表等不同的地表类型。图 6 为部分影像矢量化结果,在影像的矢量

化过程中,每景影像均是在假彩色合成状态下进行的,且影像在辐射定标之后并未进行任何增强处理。其中,整个矢量化过程均是在 Arcgis 软件中进行的,结果图均由软件输出得到。

以矢量化数据为参考,与云检测结果进行对比^[4],计算云检测的云像元识别正确率(C_R)、识别误判率(E_R)、识别漏判率(M_R)和晴空像元识别的

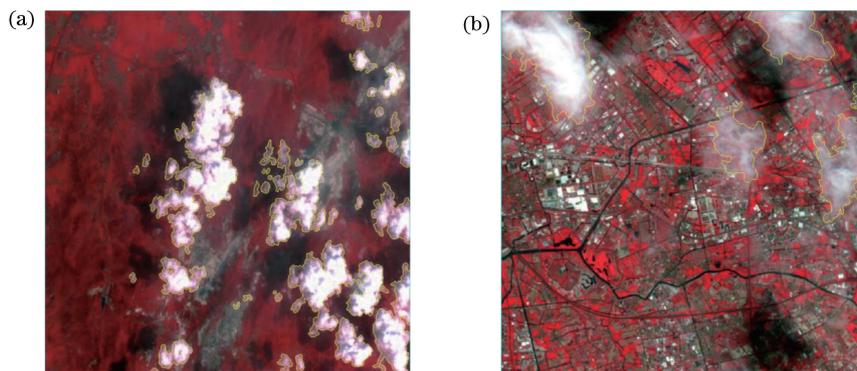


图 6 部分影像矢量化结果。(a)植被地区影像矢量化结果;(b)城镇地区影像矢量化结果

Fig. 6 Partial image vectorization results. (a) Vectorization result of vegetation image;
(b) vectorization result of urban area image

正确率(S_R),表达式为

$$C_R = \frac{T_C}{N_C} \times 100\%, \quad (3)$$

$$E_R = \frac{F_C}{N_C} \times 100\%, \quad (4)$$

$$M_R = \frac{F_S}{N_S} \times 100\%, \quad (5)$$

$$S_R = \frac{T_S}{N_S} \times 100\%, \quad (6)$$

其中, T_C 为参考影像中云像元正确识别的个数, F_C 为参考影像中晴空像元被误识别为云像元的个数, F_S 为参考影像中云像元被漏判为晴空像元的个数, T_S 为参考影像中晴空像元正确识别的个数, N_C 为参考影像矢量化结果中被认定为云像元的总个数, N_S 为参考影像矢量化结果中被认定为晴空像元的总个数。

表 5 为云检测精度评价结果,从表中可以看出,对于 GF-6 WFV 数据,改进的 CDAG 算法的云检测正确率在 76% 以上,其中植被上空云检测正确率最高,达到 88% 以上,其误判率和漏判率分别在 0.7% 和 12% 以下。漏判的部分主要集中在薄云区域内,由于薄云易受到下垫面反射率的影响,算法在检测过程中将部分相对较薄的云层误识别为非云像元。

在裸土和人造地表等亮地表下垫面上空,云检测的误判率和漏判率相对较高。改进的 CDAG 算法虽然能够从云像元中分离出大部分亮地表像元,但部分地区的亮地表像元仍然会被错误地识别为云像元。这主要是因为可见光和近红外范围内,亮地表像元和云像元的反射率都比较高,在云像元和亮地表像元混合出现的区域,各类像元的反射光谱相互影响,光谱相似性高,改进的算法并不能从这类区域内准确地识别云边缘,导致部分亮地表像元

被误判。

表 5 云像元检测结果精度评价

Table 5 Accuracy evaluation of cloud pixel detection results

Underlying surface	Image	$C_R/\%$	$E_R/\%$	$M_R/\%$	$S_R/\%$
Bare soil	1	76.58	0.48	23.42	99.52
	2	88.45	9.73	11.55	91.27
	3	84.14	2.49	15.86	97.51
Building	1	85.46	2.79	14.54	97.21
	2	88.63	7.38	11.37	92.62
	3	83.79	3.42	16.21	96.58
Vegetation	1	90.36	0.28	9.64	99.72
	2	90.87	0.66	9.13	99.34
	3	88.04	0.15	11.96	99.85
Water	1	82.55	0.53	17.45	99.47
	2	77.66	0.20	22.34	99.80
	3	85.43	0.61	14.57	99.39
Total		85.16	2.39	14.84	97.69

5 结 论

本研究对 CDAG 算法进行了改进,用于 GF-6 WFV 数据的云检测。主要的改进包括三个方面:一是针对亮地表区域,增加像元数据库,提高高亮度区域 CDAG 算法的识别精度;二是通过加入三波段离差组合来提高薄云和碎云的检测精度;三是针对高亮度地区误判的问题,增加了亮地表检测算法,有效地区分云像元和亮地表像元。通过目视解译的方式对云检测结果进行了验证,结果表明,改进后的 CDAG 云检测算法在 GF-6 WFV 数据的云识别中能达到较好的识别效果。通过对云检测结果的定量分析可以看出,云像元检测的总体精度达 85.16%,总体误判率和漏判率分别为 2.39% 和 14.84%。其中,植被上空的云像元识别精度最高,识别精度在

88%以上;在亮度相对较高的裸土和建筑上空,云像元识别的精度也在75%以上,误判率则控制在10%以下,能够有效地进行云像元的提取。

该算法存在的问题主要表现在以下两个方面:

1)由于GF-6 WFV传感器缺少短波红外波段,难以进行冰雪识别,因此并没有对冰雪地区进行云像元识别;2)本研究中所使用的像元数据库是由人工选取像元进行构建的,由于数据数量的限制,数据库中并不能包含所有可能存在的类型的像元。另外,通过人工矢量化构建数据库的方法有较大的主观性,数据库构建可能会存在一定的偏差。

参 考 文 献

- [1] Zhan H. GF-6 high-resolution satellite launched successfully[J]. *Space International*, 2018(6): 4-5.
詹桓. 高分六号卫星成功发射“高分”家族再添新丁[J]. *国际太空*, 2018(6): 4-5.
- [2] Zheng L J. Crop classification using multi-features of Chinese Gaofen-1/6 satellite remote sensing images [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017.
郑利娟. 基于高分一/六号卫星影像特征的农作物分类研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2017.
- [3] Carslaw K S. Cosmic rays, clouds, and climate[J]. *Science*, 2002, 298(5599): 1732-1737.
- [4] Goodwin N R, Collett L J, Denham R J, et al. Cloud and cloud shadow screening across Queensland, Australia: an automated method for Landsat TM/ETM + time series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 50-65.
- [5] Hagolle O, Huc M, Pascual D V, et al. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VEN μ S, LANDSAT and SENTINEL-2 images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(8): 1747-1755.
- [6] Kazantzidis A, Eleftheratos K, Zerefos C S. Effects of cirrus cloudiness on solar irradiance in four spectral bands [J]. *Atmospheric Research*, 2011, 102(4): 452-459.
- [7] Kazantzidis A, Tzoumanikas P, Bais A F, et al. Cloud detection and classification with the use of whole-sky ground-based images [J]. *Atmospheric Research*, 2012, 113: 80-88.
- [8] 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.
- [9] Jedlovec G J, Haines S L, LaFontaine F J. Spatial and temporal varying thresholds for cloud detection in GOES imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(6): 1705-1717.
- [10] 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.
- [11] Kriebel K T, Gesell G, Kästner M, et al. The cloud analysis tool APOLLO: improvements and validations [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(12): 2389-2408.
- [12] Murino L, Amato U, Carfora M F, et al. Cloud detection of MODIS multispectral images[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2014, 31(2): 347-365.
- [13] Jedlovec G. Automated detection of clouds in satellite imagery [M/OL]//*Advances in Geoscience and Remote Sensing*. London: IntechOpen Limited, (2010-01-01) [2020-01-17]. <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=20100002807>.
- [14] 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.
- [15] Wang Q, Sun L, Wei J, et al. Improvement of universal dynamic threshold cloud detection algorithm and its application in high resolution satellite [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1028002.
王权, 孙林, 韦晶, 等. 动态阈值云检测算法改进及在高分辨率卫星上的应用[J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 1028002.
- [16] Sun L, Zhou X Y, Wei J, et al. A new cloud detection method supported by GlobeLand30 data set [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(10): 3628-3645.
- [17] 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.
- [18] He L, Qin Q, Meng Q, et al. Simulation of remote sensing images using high-resolution data and spectral libraries[C]//*Proceedings of 2012 4th International Conference on Environmental Science and Information Application Technology*. New York: IEEE Press, 2012: 410-415.
- [19] Vane G, Green R O, Chrien T G, et al. The airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2/3): 127-143.