

MODIS 图象的云检测及分析

宋小宁 赵英时

(中国科学院遥感应用研究所, 中国科学院研究生院地学院, 北京 100039)

摘 要 云一直是遥感图象处理、图象分析的一大障碍。为了解决这一问题, 试图探讨利用中分辨率成像光谱仪 MODIS 检测云的方法, 该方法充分考虑到 MODIS 数据具有 36 个光谱通道, 特别是红外波段细分的特点, 先是基于云的波谱特性采用多光谱综合法、红外差值法及指数法来对 MODIS 图象上的云点进行检测, 鉴于这些方法有一定的局限性, 因而还运用了一种基于空间结构分析和神经网络的云自动检测算法, 最后将各种方法的云检测结果进行相互印证和对照分析, 结果表明, 这些方法检测到的云互相吻合, 说明利用 MODIS 图象可成功地检测云点像元, 这不仅为云的去除了良好基础, 而且也可以提高图象识别、图象分类及图象反演的精度。

关键词 中分辨率成像光谱仪数据 多光谱综合法 指数法 云自动检测

中图法分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)09-1079-05

Cloud Detection and Analysis of MODIS Image

SONG Xiao-ning, ZHAO Ying-shi

(Institute of Remote Sensing Application of Chinese Academy of Science, Department of Earth Science,
Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) is a kind of new weather satellite data. Few weather satellite images obtained are all clear sky and they are always influenced by cloud more or less. Cloud is a large obstacle to remote sensing image processing and analysis all the while. In order to extract objective information more effective, cloud should be removed from the remote sensing images, which is an essential sector in the image preprocessing. Cloud detection is the most important processing before removing cloud. Taking it into account that MODIS data includes thirty-six bands, especially the infrared channels subdivided, it has realized cloud detection in MODIS images by multi-spectral synthesis method, infrared difference algorithm and cloud detection index in this paper. Owing to the limitation to a certainty of the above methods, an automatic cloud detection algorithm is applied based on the spatial texture analysis and neural network in this research. At last the cloud detection results gained by different ways are testified each other and analyzed by comparison. It found that the results are consistent, which shows that the cloud-contaminate pixels are detected successfully. It not only lays a good foundation for the cloud removing, but also can improve the precision of remote sensing image recognition, classification and inverse in this study.

Keywords Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data, Multi-spectral synthesis method, Index algorithm, Automatic cloud detection

0 引 言

云一直是图象处理、图象分析的一大难点, 去云处理也是图象预处理中的一个必要环节。前人在这方面作了不少研究, 其中, 对单景影像而言, 过去的研究多是从云的高反射与云顶低温等特点入手, 采

用可见光/红外光谱阈值法来检测云。为了增大云与下垫面的光谱差异, 以除去云的干扰, 人们运用了多种方法, 如同态滤波去云法^[1]、去云模板法等。据研究, 可见光/红外光谱阈值法虽简单易行, 但在下垫面为冰雪、云为薄卷云、夜间出现低的层云或小的积云等情况下, 云和下垫面的辐射相似, 若仅用此方法则难以区别云和下垫面。此外, 过去研究多以 5 个波

基金项目: 国家 973 项目 (G2000077907)

收稿日期: 2002-12-03; 改回日期: 2003-03-30

段的气象卫星 NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) 数据源为主^[2~5], 随着 36 波段中分辨率成像光谱仪 MODIS 数据的问世, 为多光谱云检测与处理提供了更大的选择“空间”。本研究以内蒙古自治区锡林浩特地区为研究区, 充分利用了 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) 高光谱分辨率的特点, 选择了与云存在密切关系的 7 个波段数据, 利用多光谱综合法、红外差值法、指数法来进行云像素元检测, 并实现了云的自动检测。

表 1 MODIS 云检测的特征波段及主要应用领域

波段	光谱范围	光谱带宽	地面分辨率(m)	主要应用领域
1	620~670nm	R	250	陆地、云边界检测
2	8410~876nm	NIR	250	云和植物、土地覆盖检测
18	9310~941nm	NIR	1000	云/大气特性探测
20	3.6600~3.840 μ m	TIR	1000	地球表面和云顶温度探测
29	8.4000~8.700 μ m	TIR	1000	表面温度探测
31	10.7800~11.280 μ m	TIR	1000	云/表面温度探测
32	11.7700~12.270 μ m	TIR	1000	云顶高度/表面温度探测

考虑到云在可见光/近红外波段的高反射特征、云中水汽的吸收特征, 以及云在热红外不同波段的差异表现, MODIS 数据的多光谱特征为云的检测提供了针对性更强的波段数据。

研究区位于内蒙古锡林郭勒盟境内, 在地理景观上属于蒙古高原东部、大兴安岭西麓波状高原, 其地物覆盖类型主要为植被、沙地和水体。图 1 为 3 种主要地类的地面实测波谱曲线, 该数据与 MODIS 数据(2001 年 5 月 21 日)同步测得。由图中可见, 3 种地类光谱特征差异明显, 易于识别。

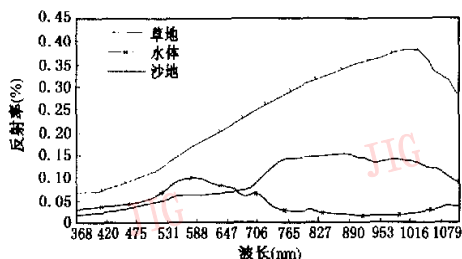


图 1 不同下垫面覆盖类型的反射波谱曲线

2 云检测方法

为有效地消除云的干扰, 更好地从遥感图象上提取专题信息, 首先要进行云区识别, 即进行云像元检测, 以达到去云的目的。

1 数据源与研究区概况

MODIS 在 0.4~14 μ m 电磁波谱范围内有 36 个波段(其中可见光~近红外波段 20 个, 热红外波段 16 个), MODIS 数据的地面分辨率分别为 250m、500m、1000m, 每日同一地区可获取昼夜两次数据, 它是当前进行区域尺度资源环境遥感监测较为理想的数据源^[6]。本文选择如下 7 个对云、云中水汽、温度、气溶胶有较敏感性的波段进行研究(见表 1)。

2.1 多光谱综合法

由于所选的研究区下垫面地物类型比较单一, 主要有沙地、植被和水体, 其波谱特征都很典型, 因此易于云的识别。大家知道, 热红外波段主要体现观测对象的亮度温度, 依据云顶低温的特征可用其来提取云点信息, 但它对薄云反映不敏感, 因为有时薄云的温度几乎和下垫面的温度相等, 但在可见光波段薄云的高反射特征却能清晰地表现出来^[7]。正是鉴于云在可见光波段和热红外波段的波谱特征具有互补性, 因此选择波段 1(0.66 μ m)、波段 2(0.87 μ m)、波段 31(11 μ m)、波段 32(12 μ m) 4 个波段, 即利用可见光反射率和红外亮温来对云进行综合检测, 括号中的波长数据为 MODIS 该波段的中心波长。

为了更好地将云与下垫面区分开, 有必要对各种覆盖类型在图象上的均值、方差等特征值进行统计分析, 以了解各种研究对象的数值分布特征。表 2 的前两项分别为各地类及厚云、薄云在反射波段(0.66 μ m)的反射率及发射波段(12 μ m)的亮度温度的最大值、最小值、均值、方差等。从表中可见, 在 0.66 μ m 处, 云的反射率最小值为 0.30, 下垫面的反射率最大值为 0.29, 在该波段云的反射率显然高于下垫面的反射率; 12 μ m 处下垫面的亮温最小值大于云的亮温最大值, 从均值和方差可以看到, 各地类反射率和亮温明显不同; 云的 11 μ m 与 12 μ m 的亮温差明显低于各种下垫面地物, 云的比值植被指数

高于水体,但低于植被和沙地,其归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)值也呈类似的特征。本文主要依据各波段图象直方图(图2(a)、(b)),结合云及下垫面的反射率与亮度温度统计特征,采用人机交互的方式来确定阈值,其中,可见光和热红外波段,云的判别阈值为:反射率阈值 $\rho_{0.66\mu\text{m}} > 0.30$,亮温阈值 $T_{12\mu\text{m}} < 282.5\text{K}$ 。鉴于云和植被在 $0.66\mu\text{m}$ 的反射特性截然不同,即云在 $0.66\mu\text{m}$ 处为高反射,植被在此处为低反射,而在 $0.87\mu\text{m}$ 的反射特征相似,二者均为高反射;沙在 $0.66\mu\text{m}$ 可见光波段为低反射,而在近红外波段为高反射;再加上云的主要成分是水汽,据此,可将它们区分开,为了将云和下垫面区分开来,可采用比值

法,这样可以消除下垫面反射率对大气中水汽透射率的影响,其阈值为: $0.80 < \rho_{0.87\mu\text{m}} / \rho_{0.66\mu\text{m}} < 1.05$;另外,由于云点的归一化植被指数(NDVI)比水体的NDVI要高,云点的 $11\mu\text{m}$ 与 $12\mu\text{m}$ 的亮温差要比水体的低,因此综合考虑云点的NDVI值和热红外波段的亮度温度值,其阈值为: $T_{11\mu\text{m}} \sim T_{12\mu\text{m}} < 0.30$, $0.02 < \text{NDVI} < 0.08$ 。

根据以上分析,水体和植被与云的波谱特征差异较明显,但沙地和云的区分较困难,特别是在近红外波段,而且由于云的反射率随着云的种类、高度和厚度的不同而不同,因此所检测像元必须同时满足以上几个条件才被认为是云点像元。图2(c)为经处理得到的云检测结果图象,图象中浅白色的为云区。

表2 云检测指标的统计分析结果

类别	$\rho_{0.66\mu\text{m}}$				$T_{12\mu\text{m}}$				$T_{11\mu\text{m}} \sim T_{12\mu\text{m}}$	指数	
	ρ_{min}	ρ_{max}	均值	方差	T_{min}	T_{max}	均值	方差		$\rho_{0.87\mu\text{m}} / \rho_{0.66\mu\text{m}}$	NDVI
水体	0.08	0.07	0.00001		283.0		283.9	0.3386	0.33~0.39	0.46~0.73	-0.37~0.25
草地	0.25	0.22	0.0002		284.1		285.5	0.6358	0.65~0.75	1.4~1.6	0.13~0.19
沙地	0.29	0.27	0.0003		286.2		287.1	0.4375	0.47~0.61	1.25~1.35	0.09~0.11
薄云	0.30		0.37	0.003		282.5	280.1	0.4946	0.11~0.30	0.95~1.05	0.05~0.08
厚云	0.51		0.60	0.005		279.9	278.2	0.7×10^{-6}	-0.05~0.10	0.8~0.95	0.02~0.03

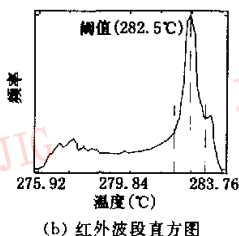
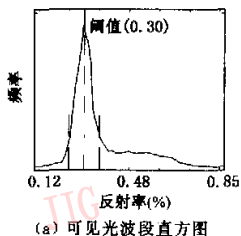


图2 直方图云检测图象

2.2 亮温差值法

在红外光谱区,根据斯特藩-玻耳兹曼定律,地表的热红外辐射能量由地表温度和地表比辐射率两个因素决定。由于同一地物的温度不随波长的变化而变化,仅其比辐射率随波长的变化而变化,且变化很小,因此,同一下垫面在不同光谱波段的发射辐射相差甚小,可以忽略。但由于不同的红外谱段对大气水汽的吸收是不同的,如 $8.6\mu\text{m}$ 和 $12\mu\text{m}$ 处大气水汽的吸收大,而 $11\mu\text{m}$ 处大气水汽的吸收则比较小,其辐射能主要反映下垫面的信息,因此这将导致不同波段的亮度温度的差异。为了尽量将地物比辐射率随波长变化的影响减到最小,又要尽可能反映出不同红外谱段云的亮温差,就要选定光谱段相近,而光谱特征差异较大的波段。另外,由于短波红外波段和远红外波段的辐射特性差异较大,这样利用短波

红外波段($3.7\mu\text{m}$)与远红外波段($8.6\mu\text{m}$ 、 $11\mu\text{m}$ 、 $12\mu\text{m}$)的亮温差可以检测到薄云及大多数中层和高层的云,因此,本文主要选用红外窗区的 $3.7\mu\text{m}$ 、 $8.6\mu\text{m}$ 、 $11\mu\text{m}$ 、 $12\mu\text{m}$ 4个波段来检测云点像元。红外差值法就是首先把观测辐射转换为亮度温度,然后相减^[6,8]。本文通过热红外波段 $3.7\mu\text{m}$ 与 $12\mu\text{m}$ 、 $8.6\mu\text{m}$ 与 $11\mu\text{m}$ 和 $11\mu\text{m}$ 与 $12\mu\text{m}$ 的亮度温度差来设定云检测的阈值,用以确定云像元。根据亮温差的统计,云在 $3.7\mu\text{m}$ 与 $12\mu\text{m}$ 、 $8.6\mu\text{m}$ 与 $11\mu\text{m}$ 之间的亮温差比下垫面的高,而 $11\mu\text{m}$ 与 $12\mu\text{m}$ 之间云的亮温差低于各下垫面类型的亮温差,其阈值为:

- 条件1: $T_{3.7\mu\text{m}} - T_{12\mu\text{m}} > -0.60$
 - 条件2: $T_{8.6\mu\text{m}} - T_{11\mu\text{m}} > -0.85$
 - 条件3: $T_{11\mu\text{m}} - T_{12\mu\text{m}} > -0.30$
- T 为像元的亮度温度。

如果图象中的像元满足这3个条件,则认为该

像元为云点,图3(d)中的黑色为检测到的云区。

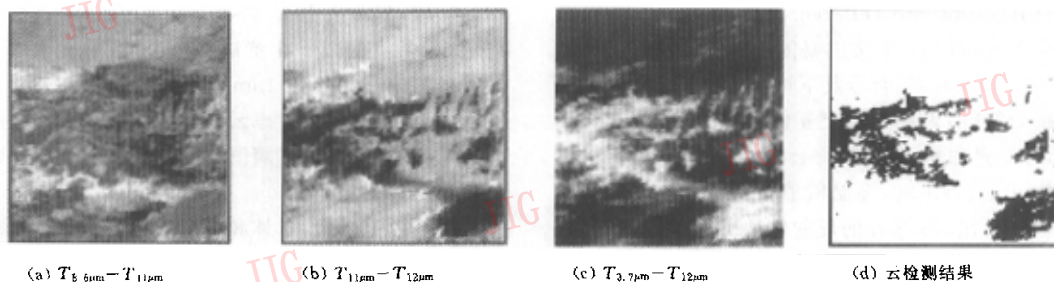


图3 $T_{3.7\mu m} - T_{1.2\mu m}$ 、 $T_{0.66\mu m} - T_{1.1\mu m}$ 和 $T_{1.1\mu m} - T_{1.2\mu m}$ 云检测

2.3 指数法

前面两种方法是采用综合阈值和红外亮温差来对云区进行检测,这里试图充分利用 MODIS 的多波谱特征来提取云检测指数。大家知道,云在可见光波段($0.66\mu m$)具有高反射率,而且 $0.66\mu m$ 遥感图象对区分陆地和云的边界较好;云在近红外波段($0.936\mu m$)的波谱特征主要与大气中的含水量有关,它主要反映大气中的水汽特征,即为水汽吸收谷;由于 $0.66\mu m$ 与 $0.936\mu m$ 云与各种地物波谱特征形成明显反差,因此将其归一化处理,不仅可以突出云的信息,而且可以部分消除了太阳高度角、卫星扫描角及大气程辐射的影响,归一化云检测指数 CDI(Cloud Detection Index)表示为

$$CDI = \frac{\rho_{0.66\mu m} - \rho_{0.936\mu m}}{\rho_{0.66\mu m} + \rho_{0.936\mu m}}$$

由于云反射光谱在 $0.66\mu m$ 呈高反射特征,而在 $0.936\mu m$ 因受水汽影响,其反射特征为吸收谷,故其云检测指数为正($CDI > 0$);而土壤反射光谱在 $0.66\mu m$ 和 $0.936\mu m$ 两个波段处的反射特性差异不

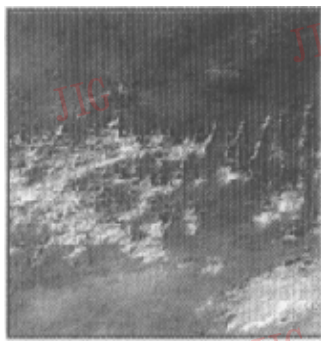


图4 云检测指数图

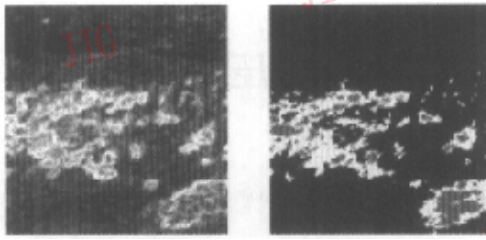
大,因此其云检测指数接近0($CDI \approx 0$);植被反射光谱在 $0.66\mu m$ 处呈低反射,在 $0.936\mu m$ 处呈高反射,因此其云检测指数为负($CDI < 0$)。图4为云检测指数图象,从图中可以看到,云和陆地的分界线特别清晰,云突出显示,立体感非常强,并消除了云阴影的影响。

2.4 云自动检测算法

上述云检测都是基于云在可见光/近红外波段的反射特性和热红外波段的发射特性,通过图象数据的不同算法和图象阈值计算完成的。由于阈值的确定主要是通过通过对直方图的人机交互操作进行,因而带有一定的主观性,而且具有时间上和区域上的局限性,即对于不同时相、不同地区及不同传感器的图象数据,其云检测的阈值不同。鉴于此,本文运用一种基于空间结构分析和神经网络的云自动检测算法,即根据图象中各像元的统计特征,通过空间结构滤波算法来研究图象中云的纹理结构特征,首先确定云的边界(图5(a));在此基础上,再将云的纹理结构特征与光谱特征相结合,采用神经网络算法^[9,10]进行云的识别,即先把7个波段的图象数据作为神经网络的输入,而将像元的类别属性作为神经网络的输出,同时选择样本来训练网络,然后用训练好的网络对图象各像元进行归类来提取云的信息,将其他的非云信息归为一类,从而使云和下垫面区分开来。由于该算法很好地确定了厚云、薄云及其边界,从而使云的检测更详细、直观,检测结果更加客观,其效果优于单纯采用光谱特征检测到的云点像元。图5(b)为云自动检测结果图象,图中浅白色的为薄云,较暗的为厚云,黑色的为下垫面,由该图可以看到,厚云与薄云、云与下垫面之间的分界线很明显。

2.5 云检测结果的对照分析

为了评价不同方法的云检测精度^[11],运用本次



(a) 空间结构分析结果

(b) 云检测结果

图5 云自动检测图

同步实测的地面数据进行验证,首先选取草地、沙地和湖3个样地的实测数据,以验证从遥感图象提取的下垫面覆盖信息;然后随机选取50个云区样点,逐个进行统计,结果表明,其检测精度达到约95%;最后将几种方法的云检测结果进行统计对照分析,其结果表明,几种方法检测到的云覆盖像元均占10%左右,检测结果相一致。由分析结果可见,本文采用的检测方法可行,其所得到的检测结果可信度高。

3 结果与讨论

MODIS 数据具有波段划分细、红外波段多的特性,是云检测针对性更强的数据,这为利用多光谱技术进行云检测提供了更有利的手段,充分利用 MODIS 数据的这些特点,通过方差、均值及直方图分析,采用多光谱综合法($\rho_{0.66\mu\text{m}} > 0.30$, $T_{12\mu\text{m}} < 282.5\text{K}$, $0.80 < \rho_{0.87\mu\text{m}}/\rho_{0.66\mu\text{m}} < 1.05$, $T_{11\mu\text{m}} \sim T_{12\mu\text{m}} < 0.30$, $0.02 < NDVI < 0.08$)、红外波段的亮温差($T_{3.7\mu\text{m}} \sim T_{12\mu\text{m}} > -0.60$, $T_{8.6\mu\text{m}} \sim T_{11\mu\text{m}} > -0.85$, $T_{11\mu\text{m}} \sim T_{12\mu\text{m}} < 0.30$)来检测云点像元,并得到了理想的结果。另外,由于归一化处理可以消除大气辐射及仪器的影响,并能更好地突出云的信息,所以本研究将 $0.66\mu\text{m}$ 和 $0.936\mu\text{m}$ 两个波段进行归一化处理来得到云的检测指数图象,从检测结果图象看,该方法的检测结果直观、理想,但由于这3种方法都是依赖于云的波谱特性,而且阈值的确定带有一定主观性,为此,本文还采用了一种基于纹理分析和神经网络的云自动检测算法。

最后将各种方法检测到的云区进行对比分析研究,分析结果显示,各种方法检测到的云分布状况相一致,这说明本文所得到的云检测结果可信。其中,本文所提出的指数法和自动检测算法适合于大范围云的检测,特别对那些小面积、用肉眼不易区分的云

点像元,在时间的延续上和区域的扩展上具有优势。

参考文献

- 1 赵忠明,朱重光. 遥感图象中薄云的去除方法[J]. 环境遥感, 1996, 11(3): 195~199.
- 2 盛永伟,肖乾广. 应用气象卫星识别薄云覆盖下的水体[J]. 环境遥感, 1994, 9(4): 247~255.
- 3 赖格英,李晓青. 基于 ERDAS IMAGINE 的遥感图象去云方法[A]. 见: GIS 协会第六届年会论文集(1), 成都, 2001: 565~569.
- 4 杨俊泉,沈建中,莫伟华等. NOAA 卫星图像云点检测的三维统计图集合判别[J]. 国土资源遥感, 1997(12): 54~59.
- 5 Hutchison K D, Etherton B J, Topping P C *et al.* Cloud top phase determination from the fusion of signatures in daytime AVHRR imagery and HIRS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(15): 3245~3262.
- 6 刘玉洁,杨忠东等. MODIS 遥感信息处理原理与算法[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 1~3.
- 7 谈建国,周红妹,陆贤等. NOAA 卫星云图检测和云修复业务应用系统的研制和建立[J]. 遥感技术与应用, 2000, 15(4): 228~231.
- 8 Shin D, Pollard J K, Muller J-P. Cloud detection from thermal infrared images using a segmentation technique[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(14): 2845~2856.
- 9 Streit R L, Lugnbuhl T E. Maximum likelihood training of probabilistic neural networks[J]. IEEE Transactions Neural Networks, 1994, 5(5): 764~783.
- 10 Karner O, Girolamo L D. On automatic cloud detection over ocean[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(15): 3047~3052.
- 11 McKenzie R L, Paulin K J, Bodeker G E *et al.* Cloud cover measured by satellite and from the ground: relationship to UV radiation at the surface[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(15): 2969~2985.



宋小宁 1975年生,中国科学院遥感应用研究所,中国科学院研究生院地学院博士研究生。主要研究方向为生态环境遥感应用基础研究。



赵英时 1945年生,1968年毕业于南京大学地理系,中国科学院研究生院地球科学学院教授,博士生导师。主要从事环境遥感应用基础研究。