

文章编号: 1007-4619 (2004)06-0677-11

NOAA AVHRR 云标识技术的应用分析

刘成林^{1,2}, 吴炳方¹

(1. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 2. 南昌大学, 南昌 330029)

摘 要: 中国农情遥感速报系统对每日的 NOAA AVHRR 进行定量处理, 其中用 CLAVR 方法进行云标识。本文选择三景不同地区的 NOAA AVHRR 影像, 分析评价 CLAVR 方法云标识的效果和各个步骤的标识能力, 以及空间上的差异, 并根据运行经验, 对 CLAVR 方法的部分参数进行了调整, 使其更加适应中国大陆的情况。总体上, CLAVR 方法标识干净像元和云污染像元的准确性较高, 而在标识混合像元时稍差。其中 *RGCT*、*RUT*、*TUT* 和 *C3AT* 的检出率占总检出率 89.2% 以上, 并在不同的地区, 不同步骤的贡献度不一致, 也说明了云相变化随区域不同而变化。

关键词: CLAVR; 云标识; NOAA AVHRR; 中国陆地
中图分类号: TP79 **文献标识码:** A

1 引 言

NOAA 气象卫星的影像数据具有快速、动态、宏观、成本低廉以及多光谱信息相对比较丰富等特点, 除了在气象领域应用以外, 已广泛用于地球资源与环境变化的监测^[1,2]。在实际情况下, 由于气象条件复杂多变, 真正“晴空”的影像很难获取^[3], 尤其是大范围的遥感影像总会有云的存在。为了提取有效地表特征, 提高 NOAA AVHRR 数据的可用性, 需要消除云的影响, 这首先需要云像元进行检测或识别分类^[2,3]。云检测或识别的方法很多, 例如可见光反射率与红外亮温阈值法以及空间相关法^[2,4-10]、多维特征指标分布统计分类技术^[11-13]、最大似然与神经网络分类方法^[14-17]等。其中应用最广泛的是阈值法与空间相关法的结合使用, 采用决策树方式进行云检测与简单分类, 形成了比较成熟的云标识方法^[18,19], 应用于大规模、系统的、自动的云检测。

大多数云标识方法是基于一系列的测试来判断像元是否为云, 测试的类型可分为光谱特征、空间一致性特征以及时相相关性特征。其中光谱特征测试主要是可见光、近红外通道反射率或两通道组合(如 *NDVI* 或其他不同的植被指数), 红外通道亮度阈

检测以及红外通道之间的差异检测等^[2,4-10]; 空间相关性特征测试一般以多个像元组成的区域窗口为基本单元进行分析, 在整幅影像空间范围向移动该窗口, 检测窗口内像元之间的变化, 测试的标准包括空间上反射率一致性和亮温一致性^[18-20]。

自然界的云有不同的厚度和不同温度, 受区域天气变化的影响很大; 云下方的地物背景也千有万别, 传感器接收的信息是云辐射和背景辐射的叠加^[3], 且受云厚的影响很大, 因而有云像元的辐射能量变化很大。AVHRR 的低分辨率使得像元内既有云, 也有地物, 形成了混合像元, 因此云检测方法有区域特征, 不同区域需要设置不同的参数阈值, 以便保证云检查的精度, 但又使得方法的适用性降低。Stowe^[20]在综合分析各种方法优缺点的基础上, 提出了适用于 NOAA AVHRR 数据的 CLAVR 综合云检测方法。中国农情遥感速报系统采用 NOAA AVHRR 数据监测农作物长势。年与年的对比分析以及作物生长过程的分析需要精确处理的 AVHRR 数据, 其中包括云检测过程, 采用了 CLAVR 方法。本文对该方法的应用效果进行评价, 并根据我国的区域特点对方法的主要参数进行了重新标定。

2 CLAVR 方法^[19,20]

NOAA AVHRR 数据一般是在定标与辐射校正

收稿日期: 2003-09-15; 修订日期: 2004-06-10

基金项目: 中科院知识创新重点方向项目: 全球农作物遥感估产研究(KZCX2-313)。

作者简介: 刘成林(1973—), 男, 江西玉山人, 现为中国科学院遥感应用研究所在职博士生, 主要从事遥感应用研究, 包括生态环境监测、农情监测、土地利用变化等研究。E-mail: wulb@iss.ac.cn

后进行云检测。CLAVR^[19-21]方法已经发展到第3版^[21],应用于许多数据处理及研究当中,如Pathfinder计划中的全球陆地数据集PAL以及大气项目PAMOS^[22]。CLAVR方法以 2×2 像元窗口为基础,利用5个通道的光谱信息,采用决策树的方式使用固定或半经验的经优化后得到的初始化阈值来识别像元是否干净(无云)、混合(部分有云)和被污染(全部为云)。CLAVR算法的基础是云相与下垫面地表的辐射特性和物理属性的差别,这包括辐射反射与发射辐射的差异、不同波长的辐射以及空间结构的变化。

CLAVR算法有10个基本步骤(见表1),按照其基本原理可以分为三类,分别为反差信息检测、光谱信息检测以及空间信息检测。反差信息是利用地表

下垫面与大气特征的光谱反射辐射的差异来识别云;由于下垫面在某些特定光谱范围内对太阳辐射的反射非常强烈或明显,所以该方法也利用这一特性来进行云的识别,也就是光谱信息检测;太阳辐射传输过程中对各种大气或地表下垫面的空间结构变化特性也能够用于分离云相,这就是空间信息检测。在所有的10个步骤中,前7个步骤主要用来标识出云污染像元(全覆盖)和混合像元(部分覆盖),后面3个步骤是对前面标识为混合和污染像元的甄别,对误标识的像元进行恢复,对通过恢复检测的像元重新标识为无云像元。表1中同时给出了每个检测步骤用到的光谱信息及量纲,判别阈值或条件。由于不同的观测条件的光谱复杂性和变异性差别很

表1 CLAVR云标识算法表(下午过境的陆地数据)^[20]

Table 1 Algorithms of CLAVR for daytime NOAA AVHRR land Data

| 序号 | 算法名称 | 缩写 | 目的与内容 | 类型 | 利用到的光谱信息(波段) | 光谱特征 | 阈值及判断条件 (对 2×2 窗口内各像元进行检测) | | 云标识值 | 前导算法(序号) |
|----|------------|------|-------------|------|--------------|---------------|--|------|-------------|----------|
| | | | | | | | 初始值 | 修正值 | | |
| 1 | 反射率总云量测试 | RGCT | 检测厚云 | 反差信息 | 1 | 对陆地地表反射率相对稳定性 | 反射率 $>44\%$ | 42% | 全满足则为3、否则为2 | / |
| 2 | 反射率一致性测试 | RUT | 分布不均匀的薄云 | 空间信息 | 1 | 反射率的空间一致性 | $(R_{\max} - R_{\min}) > 9\%$ | 11% | 满足条件为2 | 1 |
| 3 | 反射比率云测试 | RRCT | 分布均匀的薄云 | 光谱信息 | 1,2 | 通道反射率之间差异性 | 通道间反射率比值界于0.9-1.1 | / | 全满足则为3、否则为2 | 2 |
| 4 | 通道3反照率测试 | C3AT | 弱散射薄云 | 反差信息 | 3,4,5 | 对薄云 | 反照率 $>6\%$ | / | 全满足则为3、否则为2 | 3 |
| 5 | 热辐射一致性测试 | TUT | 分布不均匀的云 | 空间信息 | 4 | 热辐射的空间一致性 | $(T_{\max} - T_{\min}) > 3K$ | 5.5K | 满足条件为2 | 4,8,10 |
| 6 | 4-5通道亮温差测试 | FMFT | 薄卷云 | 光谱信息 | 4,5 | 热红外通道间发射辐射差异 | 通道间的温差 $>f_{cn}T_4$ | / | 全满足则为3、否则为2 | 5,9 |
| 7 | 热辐射总量云测试 | TGCT | 检测厚冷云 | 反差信息 | 4 | 云辐射信号 | 亮温 $<249K$ | / | 全满足则为3、否则为2 | 6 |
| 8 | 通道3恢复测试 | C3AR | 恢复误检的云或混合像元 | 同4 | 3 | / | 反照率 $<3\%$ | / | 全满足则恢复为1 | 10 |
| 9 | 热辐射一致性恢复测试 | TUR | 恢复误检的云或混合像元 | 同5 | 4 | / | $(T_{\max} - T_{\min}) < 1K$ | / | 全满足则恢复为1 | 1,2,3,4 |
| 10 | 热辐射总量云恢复测试 | TGCR | 恢复误检的云或混合像元 | 同7 | 4 | / | 亮温 $>293K$ | / | 全满足则恢复为1 | 1,2,3或4 |

注释:1. 反射率是指经过定标和太阳辐射纠正的TOA(大气顶层)反射率;

2. 亮温的反演需经线性定标以及非线性纠正;

3. C3A、 $f_{cn}T_4$ (用于处理镜面反射)计算参见文献[19,20];

4. 反差信息指利用云与地表特征的反射、辐射信息不同;空间信息指云本身的空间分布特性信息,光谱信息指不同波段的光谱信息差异。

大, CLAVR 对四种视场环境(白天/陆地、夜间/陆地、白天/海洋、夜间/海洋)设置不同的初始化阈值参数。表中列出的是下午过境 NOAA AVHRR 陆地数据的判别阈值、判别条件。表中同时给出了根据我国区域特征重新标定的部分参数的阈值。

当进行云检测时,对于反差信息和光谱信息的检测类型,只有 2×2 像元窗口内四个像元都不能通过检测时,该窗口被标识为干净的(即无云像元),否则,该窗口内的像元要么被标识为混合像元(1-3 个像元通过了检测),要么被标识为云污染的像元(窗口内 4 个像元通过了测试)。而对于空间信息的检测,满足窗口内 4 个像元极大值与极小值之差的阈值条件,则该窗口内像元标识为混合像元。在恢复检测流程中,则与云检测相反,即将通过阈值判断条件的窗口像元标识为干净像元,否则标识为云像元或混合像元。在应用 CLAVR 算法时,先假定所有像元都为干净像元,云标识赋值为 1,当像元检测是混合像

元时,云标识赋予 2,云污染像元的标识值赋为 3。

图 1 是根据 CLAVR 方法重新组织的云检测流程图,应用于中国陆地地区,该流程使用表 1 中的初始化阈值参数。图 1 表明,首先用 RGCT、RUT、RRCT 和 C3AT 依次进行云检测,只有前一个检测步骤没有满足检测条件时,才进行下一个步骤的云检测。当满足时,表明像元已经初步被识别为有云或部分有云像元,需要利用后续的检测步骤进行恢复或进一步明确是云像元还是云污染像元。对于前面三个检测步骤即 RGCT、RUT 和 RRCT,采用 TGCR 和 C3AR 进行恢复和进一步检测,当满足这两个检测步骤的任何一个时,表明像元恢复为干净像元的可能性大大增加,但仍需进一步检测。当没有满足这两个检测步骤时,表明像元不是有云像元就是混合像元,取决于 2×2 窗口是全部不满足还是部分不满足,如果是前者则 4 个像元被标识为有云像元,否则为混合像元。

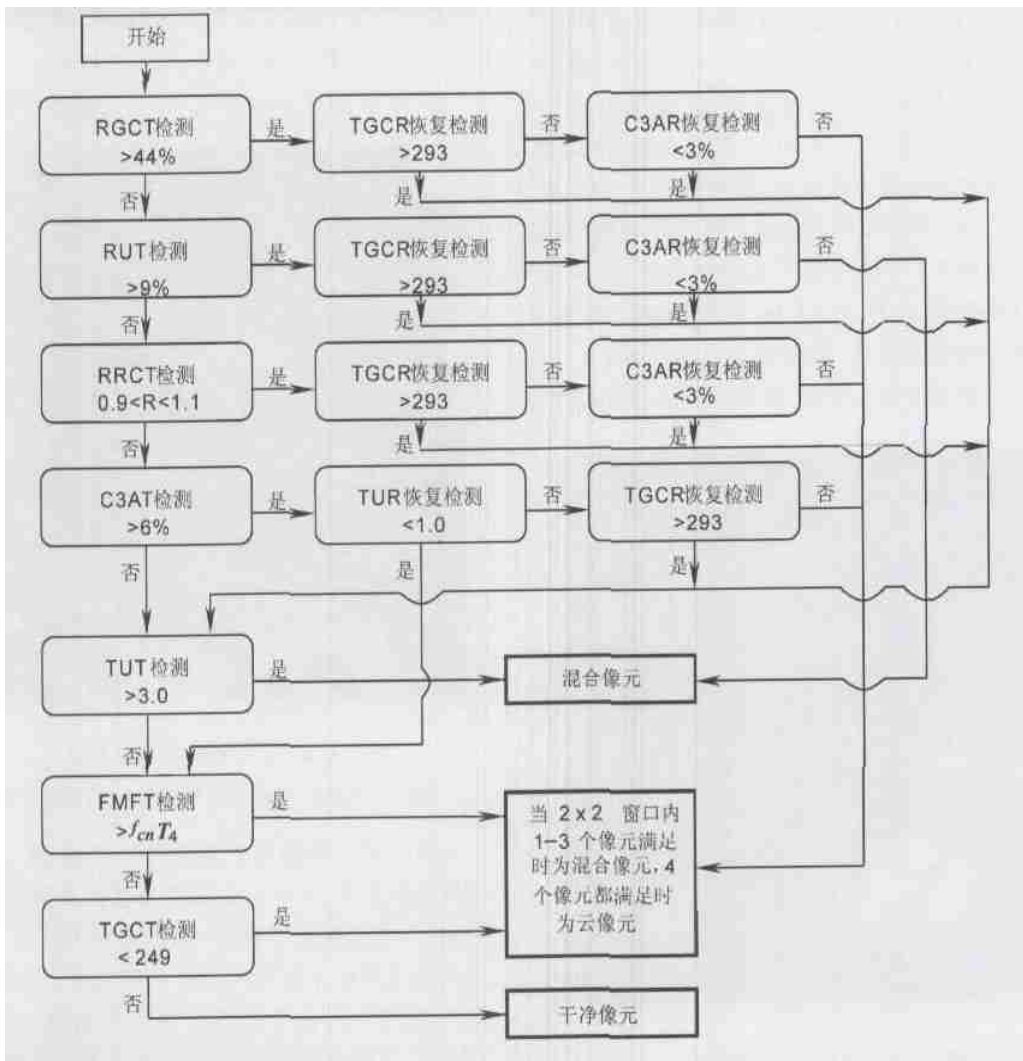


图 1 中国陆地地区云检测流程^[19]

通过 C³A^T 检测的像元用 TUR 和 TGCR 进行恢复或进一步明确检测, 同样, 当满足任意一个检测条件时, 表明像元是干净像元的可能性很大, 需要进一步的检测。当不满足这两个检测时, 表明像元是有云像元或混合像元, 根据 2×2 窗口中 4 个像元的不满足条件的个数确定为有云还是混合像元。

通过上述四个步骤的依次检测和经恢复后认为有可能是干净像元的像元仍然需要经过 TUT、FMFT 和 TGCT 的依次检测, 当像元均不能通过这三步检测时, 则为干净像元, 否则像元不是有云像元就是混合像元, 确定方法同上。

3 数据处理

为了分析 CLAVR 在中国陆地上空的云检测效果, 选择三个不同地区的 AVHRR 影像进行分析, 这些地区代表了中国不同地形、地貌以及下垫面的特征, 对云的分布以及云本身的结构特征有明显影响。图 2 位于吉林省中、西北部, 黑龙江省西南部, 覆盖了东北松辽平原和长白山部分地区, 过境时间为 2000 年 7 月 25 日下午。图 4 位于长江中游, 覆盖了鄱阳湖流域和部分洞庭湖地区, 过境时间为 2000 年 7 月 20 日下午, 图 6 位于西南地区的四川盆地的成都平原与川西高原, 过境时间为 2000 年 7 月 24 日下午。这些数据均为 NOAA-14 的 AVHRR-2 数据, 为了方便分析及做对比, 影像的大小均取 512×512 像元并选自轨道的中心部位, RGB 通道组合方式为



图 2 东北地区 AVHRR 影像

Fig. 2 Original image over northeast region of China

1:2:1。影像数据分别用 CLAVR 方法进行逐项云检测, 图 3, 图 5, 图 7 显示了检测结果, 图中白色为云像元、灰色为混合像元、其他为干净像元。



图 3 东北地区云标识识别结果

Fig. 3 Cloud detection of northeast region in China



图 4 长江中游 AVHRR 影像

Fig. 4 Original image over Yangtse river region of China

首先对三景数据分别进行辐射标定, 计算 1、2 通道的反射率, 3、4、5 通道的亮度温度并进行非线性纠正; 通过数据导航, 计算出太阳天顶角、卫星观测角以及相对方位角并进行几何校正; 在此基础上计算 CLAVR 方法各步骤所需要的阈值, 下面给出 C³A、 $f_{cn}T_4$ 的参数计算过程, 其他参数的计算方法参



图 5 长江中游云标识识别结果

Fig.5 Cloud detection of Yangtse river region in China



图 7 西南地区云标识识别结果

Fig.7 Cloud detection of southwest region in China



图 6 西南地区 AVHRR 影像

Fig.6 Original image over southwest region of China

第三通道反照度阈值 $C3A$ 计算方法如^[19]:

$$C3A = 3.14159 \times \text{del} R_3 \times 100\% / [\cos(Z_0) \times \rho^2 \times S_3] \quad (1)$$

其中:

$$\text{del} R_3 = B(T_3) - B(T_{3e})$$

$$T_{3e} = 2.915924 \times T_4 - 1.92754 \times T_5 + 1.21284$$

T_3, T_4, T_5 为热红外 3、4、5 通道的亮度温度, 需

要进行标定, 标定方法参见 NOAA 极轨数据用户手

册^[23]; T_{3e} 为通道 3 发射的亮温;

$$S_3 = 15.8066;$$

Z_0 为太阳天顶角;

ρ^2 为地球—太阳距离规范因子, 计算公式如

(2)所示:

$$\rho^2 = 1 / [1.000011 + 0.034221 \cos \theta + 0.001280 \sin \theta + 0.000719 \cos^2 \theta + 0.000077 \sin^2 \theta] \quad (2)$$

其中, $\theta = 0.9863 \times n$, n 是年度日期索引, 即影像获取日期在本年度的位置, 1 月 1 日时为 1, 12 月 31 日时为 365。

B 为普朗克(Planck)函数, 如公式(3)描述:

$$B(T) = \frac{C_1 V^3}{C_2 V e^{\frac{C_3}{T}} - 1} \quad (3)$$

T 是经过标定的第 3 通道的黑体亮温与发射亮温, 即为 T_3, T_{3e} ;

V 为中心波数, 对于 NOAA-14 卫星, $V = 2645.90$ ^[23]。

热红外通道亮温差异阈值 $f_{cn} T_4$ 计算方法:

$$f_{cn} T_4 = \sum^i a_i \times T_4^i \quad (4)$$

其中 $i = 0, 1, 2, 3, 4$, T_4 指第四通道亮温;

各 a_i 参数参见表 2。

表 2 亮温差异阈值计算系数

Table 2 Threshold values of coefficients $a_i (i = 0, 1, 2, 3, 4)$

| a_0 | a_1 | a_2 | a_3 | a_4 |
|----------------------|----------------------|-------|------------------------|------------------------|
| -1.844×10^4 | 1.9490×10^3 | 1.056 | 2.534×10^{-3} | 2.268×10^{-6} |

若 $T_4 < 260\text{ K}$, 则设 $f_{cn}T_4$ 为 0.0K ;

若 $T_4 < 305\text{ K}$, 则设 $f_{cn}T_4$ 为 7.8K 。

图 3、5、7 是采用 CLAVR 方法的云标识结果, 图

8 是 CLAVR 方法 10 个步骤检测出有云和混合像元占总像元的百分比, 统计结果见表 3。

表 3 决策树检测结果统计对比(各类型占该地区像元总数的百分比/%)

Table 3 Statistics of results of cloud detection using decision trees before and after thresholds modified

| 位置 | 东北地区 | | | 长江中游 | | | 西南地区 | | |
|------|-------|-------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 像元类别 | 干净像元 | 混合像元 | 云像元 | 干净像元 | 混合像元 | 云像元 | 干净像元 | 混合像元 | 云像元 |
| 原始阈值 | 66.53 | 28.19 | 5.28 | 43.51 | 41.49 | 15.00 | 49.95 | 34.30 | 15.76 |
| 修正阈值 | 71.92 | 22.20 | 5.88 | 46.39 | 37.03 | 16.58 | 54.63 | 28.51 | 16.86 |

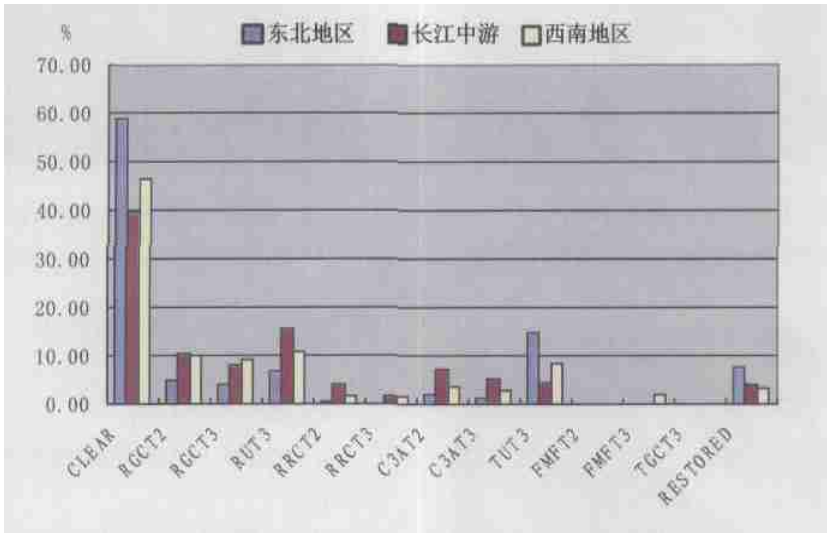


图 8 CLAVR 方法云检测决策树各算法的贡献度

Fig. 8 Frequency of each step in CLVAR method after modifying the thresholds

4 分析与讨论

4.1 云标识效果总体评价

云检测结果表明, 3 景各地区图像的干净像元所占比例分别为 66.53%、43.51% 和 49.95%, 混合像元所占比例分别为 28.19%、41.49%、34.30%, 云像元所占比例分别为 5.28%、15.00%、15.76%。

与多通道组合彩色图像的叠加进行交互式分析可以看出, 干净像元标识的准确率较高, 与实际情况很接近, 对于下垫面是植被覆盖且地势较平坦平原地区尤其如此。同时, 从标识为云像元的区域看, 对于面积较大的厚云, 其中心区识别的准确性较高, 其边缘部分容易标识为混合像元, 而对分布面积较小的云区, 边缘部分标识为混合像元的概率很大, 对部分面积很小的云团, 直接标识为混合像元; 薄云或较厚气溶胶容易被标识为混合像元(如西南部地区),

而薄云的边界则多被标识为干净像元, 这可以认为是近地层的气溶胶凝结水汽, 这在数据后续处理的大气纠正过程中可得到有效消除。

用平均值和标准差这两个指标对检测前数据以及检测后各类数据的各波段的光谱特征进行分析统计(表 4-6)。通过交互式查看, 混合像元的标识是有较大误差的, 其实际包含既有云像元存在、也有干净像元存在, 说明了云标识中的误差主要存在于混合像元, 提高识别精度也应该从其中入手。

在红外波段, 不同类型的平均值恰好与可见光/近红外相反, 干净像元的平均值大于全地区范围, 混合像元和云像元的平均值小于全地区范围, 也小于干净像元, 说明云的温度较地表低。标准差的变化规律与可见光/近红外相似, 干净像元的标准差仍然最小, 说明地表辐射相对均一, 空间差异不是很大, 但从不同地区对比看, 长江中游地区最小, 东北地区次之, 西南地区最大, 这说明了不同地表特征(地形、地貌、地表类型、纬度等)的辐射差异。云像元的标

表4 东北地区云检测光谱特征统计

Table 4 Statistics of each channel before and after cloud detection of Northeast region in China

| 像元类别 特征值 | 整个地区范围 | | 干净像元 | | 混合像元 | | 云像元 | |
|-------------|--------|-------|--------|------|--------|-------|--------|-------|
| | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 |
| 波段1 | 0.24 | 0.20 | 0.13 | 0.05 | 0.27 | 0.13 | 0.60 | 0.21 |
| 波段2 | 0.33 | 0.16 | 0.25 | 0.05 | 0.34 | 0.12 | 0.62 | 0.18 |
| 波段3 | 300.32 | 12.91 | 303.53 | 7.98 | 302.59 | 11.33 | 283.98 | 17.56 |
| 波段4 | 288.30 | 16.83 | 296.84 | 7.71 | 286.45 | 12.78 | 260.16 | 16.71 |
| 波段5 | 285.36 | 16.39 | 293.94 | 7.43 | 283.03 | 12.09 | 258.05 | 16.43 |

表5 长江中游云检测光谱特征统计

Table 5 Statistics of each channel before and after cloud detection of Yangtse river region in China

| 像元类别 特征值 | 整个地区范围 | | 干净像元 | | 混合像元 | | 云像元 | |
|-------------|--------|-------|--------|------|--------|-------|--------|-------|
| | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 |
| 波段1 | 0.28 | 0.20 | 0.14 | 0.04 | 0.29 | 0.14 | 0.50 | 0.22 |
| 波段2 | 0.33 | 0.17 | 0.22 | 0.06 | 0.33 | 0.13 | 0.51 | 0.19 |
| 波段3 | 309.24 | 4.66 | 312.05 | 1.94 | 309.19 | 4.05 | 304.47 | 4.95 |
| 波段4 | 279.63 | 18.36 | 292.34 | 4.79 | 279.09 | 13.66 | 258.46 | 19.62 |
| 波段5 | 275.79 | 18.14 | 288.16 | 4.97 | 275.33 | 13.66 | 255.08 | 19.54 |

表6 西南地区云检测光谱特征统计

Table 6 Statistics of each channel before and after cloud detection of southwest region in China

| 像元类别 特征值 | 整个地区范围 | | 干净像元 | | 混合像元 | | 云像元 | |
|-------------|--------|-------|--------|------|--------|-------|--------|-------|
| | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 | 平均值 | 标准差 |
| 波段1 | 0.26 | 0.21 | 0.14 | 0.04 | 0.29 | 0.16 | 0.59 | 0.23 |
| 波段2 | 0.33 | 0.17 | 0.24 | 0.05 | 0.34 | 0.14 | 0.59 | 0.21 |
| 波段3 | 293.91 | 13.32 | 300.18 | 5.62 | 22.67 | 11.17 | 276.28 | 18.05 |
| 波段4 | 280.77 | 19.05 | 292.36 | 5.06 | 277.00 | 13.55 | 251.29 | 22.78 |
| 波段5 | 277.78 | 18.87 | 289.13 | 4.79 | 274.29 | 13.35 | 248.59 | 23.06 |

准差最大而平均值最小,说明了不同云相其辐射特征相差很大,通过目视分析,云层越高、越厚、面积越大、密蔽性越好,则辐射亮温值越小,反之辐射亮温越大。

从表中可以看出,无论是哪个地区,只要有云,在可见光和近红外波段,干净像元的平均值和标准差比整个地区的平均值小,而混合像元和云像元的平均值均大于整个地区,说明云的反射率大于陆地表面。混合像元的标准差较小,而有云像元的标准差较大。从图9—11也可以看出,在可见光和近红外波段,混合像元和有云像元的直方图比较分散,值的分布范围较大,特别是混合像元的低值区与干净

像元值的范围重叠很多,这一方面说明云的反射特征变化很大,比陆地表面的反射特征要大得多,另一方面也反映了混合像元中存在着干净像元或者说云的影响较少的像元,在混合像元高值区,又与云像元值的范围重叠很多,同样说明混合像元中存在着云像元。

从云检测前后的直方图来看(图10—12),可见光波段的整个窗口的范围很大,主要是由于不同云相(厚、薄、高、低等)分布不均匀,使得尾巴拖得较长;干净像元的直方图分布很集中,且反射率较低,说明干净像元的标识是很准确的,混合像元的分布较散乱,且有不太明显的小波峰,说明包含的像元反

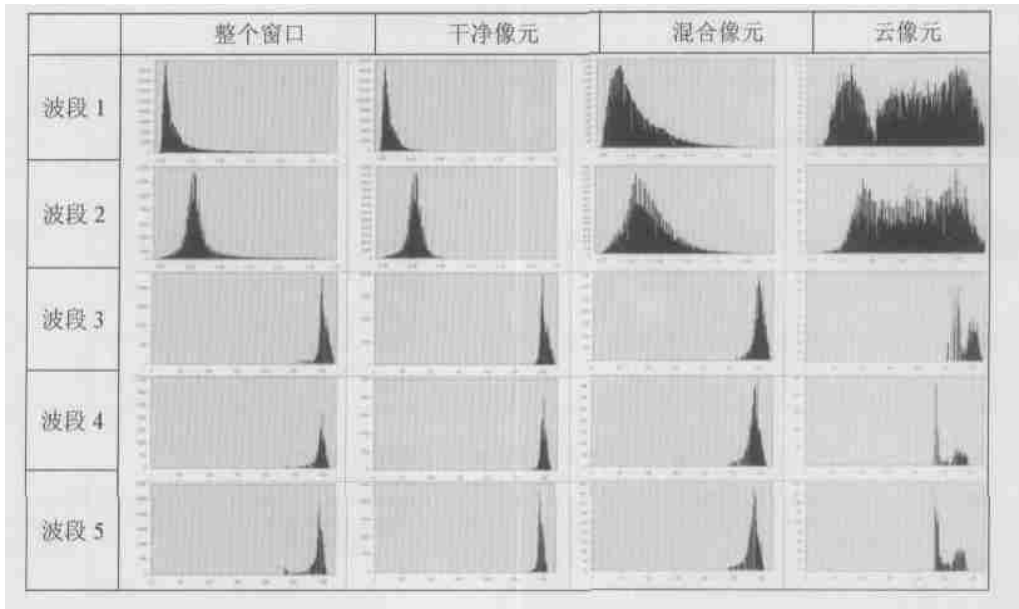


图 9 东北地区图像直方图

Fig.9 Histograms of northeast region

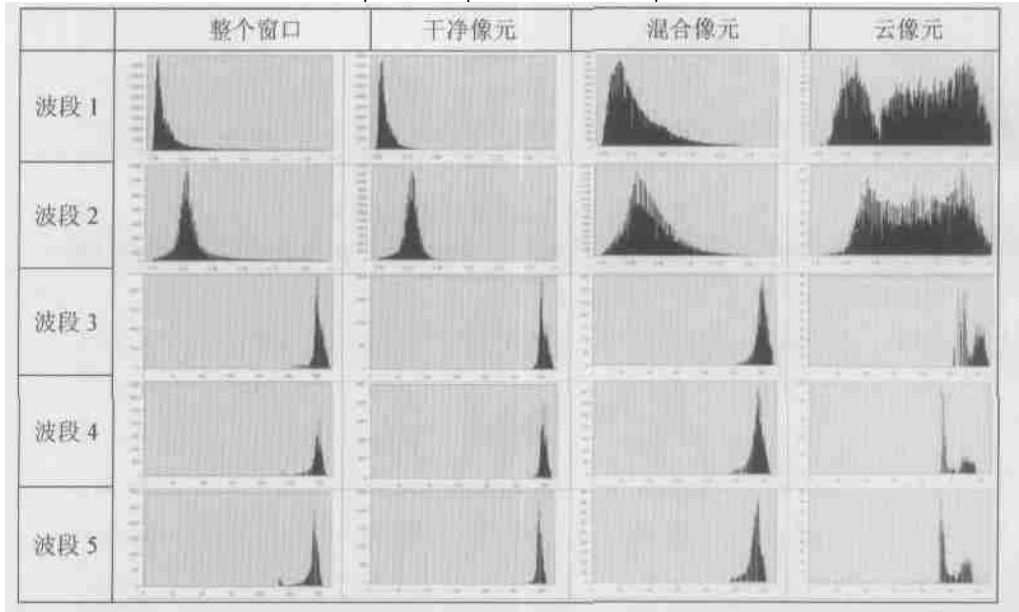


图 10 长江中游地区图像直方图

Fig.10 Histograms of Yangtse river region

射信息比较混杂,同时包含了云及下垫面的反射信息;云像元直方图呈现明显的两个波峰,右边较圆滑,属密蔽厚云区,反射率很高,云团不同高低情况导致像元值分布范围较宽,主要由 RGCT 算法识别出来,左边波峰较陡立,属薄云区,反射能力较弱,像元值分布集中,主要由 RRCT、C3AT 等算法识别。近红外波段直方图,其分布范围、形态与第一通道基本一致,由于该波段对地表植被较敏感,其反射率较高,波峰居中。4,5 波段的直方图的分布形状非常近似,只有一个尖波峰,同一位置上的 4 波段亮温值

较 5 波段大;中红外波段波峰较缓,左边有一较明显的小波峰,云相越复杂,直方图左边变化性越大;混合像元的值域分布范围较广,包含了部分高亮温区间值,可见其辐射亮温包含了地表向上辐射以及云辐射的共同贡献;云像元的亮温分布在低值区,基本没有高亮温,分布相对均一,中间有若干不太明显的波峰说明云相的不同,包括云区大小与高低。

4.2 各步骤云标识效果评价

图 8 是云检测过程中各步骤检出混合像元、云

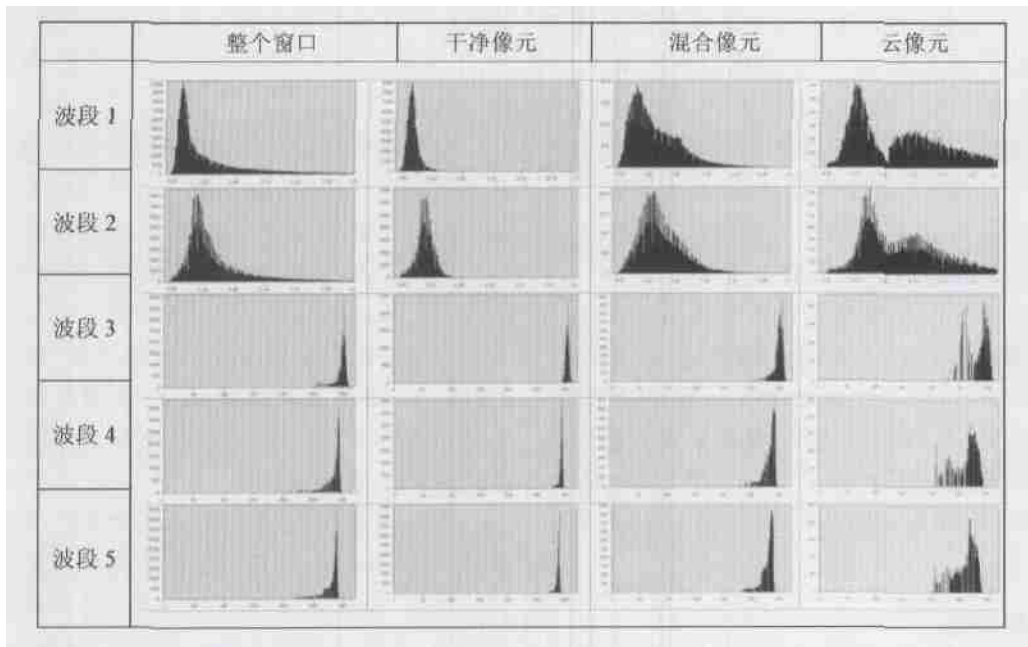


图 11 西南地区图像直方图

Fig. 11 Histograms of southwest region

像元占总像元数的百分比。RGCT 的检出率最高, 东北地区混合像元和云像元的检出率是 4.64% 与 3.95%, 长江中游是 10.28% 与 8.13%, 西南地区为 9.80% 与 9.31%; 其次是 RUT, 只能检测出混合像元, 各地区的检出率是分别为 6.77%、15.76%、10.79%, TUT 也只能检测混合像元, 各地区检出率分别为 14.76%、4.39%、8.49%, C3AT 检测出的各地区混合像元与干净像元分别为 1.82% 与 1.14%、7.21% 与 5.14%、3.43% 与 2.82%。这四个步骤的检出率之和分别为 33.07%、50.92%、44.65%, 占总检出率的 98.82%、90.14%、89.20%, 而 RRCT、FMFT、TGCT 以及恢复检测所占的比例都较小, 有的甚至可以忽略不计。

通过将各算法检测结果与原始影像叠加分析, 在云相分布上, 大面积、厚云团(如层云)的识别主要是 RGCT 算法的检测结果, 而 RUT、TUT 算法能够有效检测出大云团的边界线状分布和形状细碎(如积卷云)的混合像元, C3AT 则偏向于检测薄云以及碎云边界部分。RRCT 对厚云边沿较薄的部分、分布较均匀的薄云的检测有一定的效果, 一般在靠近云中心部分容易识别为云, 而在离得稍远部分常识别为混合像元, 这与实际较符合, 误判率较小。对于 FMFT 算法, 对卷云有较好的效果, 而且该算法检测结果中, 一般都标识为云像元, 混合像元的概率很小, 从结果看, 该算法对薄、厚卷云都能够进行检测, 这与原始算法的描述有差异。

对于 TGCT, 各实验影像的处理结果表明, 似乎该步骤的检出率很低, 可以忽略不计, 可能是由于其前面算法 RGCT 中, 同样也是对厚云的检测, 但在流程中执行优先, 将大量厚云检测出来。

恢复检测的各检出率之和分别为 7.56%、3.85%、3.38%, 能够有效恢复一些云边界及其阴影和地表暗色地物的误判(如地表河流或湖泊的水体及裸地等), 但通过交互浏览察看, 其本身也有误判情况发生, 即将云像元或混合像元视为干净像元, 不过这种情况的发生概率很小。

4.3 不同地区云标识效果对比

从各步骤的贡献率来看(图 8), 东北地区中, RGCT 算法的总贡献率(占全部像元的百分比)为 18.67%, TUT 算法为 18.28%, RUT 为 7.92%, 其他算法的贡献率较小; 长江中游中 RGCT 算法总贡献率为 23.56%, RUT 算法贡献率为 13.46%, TUT 为 6.88%, 其他算法贡献率比较一致且较小; 西南地区中 RGCT 算法总贡献率为 20.46%(云像元与混合像元分别为 9.34%、11.12%), RUT 为 14.14%, TUT 为 9.84%, 其他算法贡献率较小。这表明不同地区各步骤的贡献率不一致, 说明了云相变化随区域不同而变化。CLAVR 算法与地表的地形、地貌及下垫面是有一定关系的, 地形起伏越大、下垫面越复杂, 该算法的误差越大。由于长江中游地区主要是平原及起伏不大的山区, 东北地区覆盖的主要是松辽平原

及小兴安岭部分地区,而西南地区主要覆盖是川西高原与成都地区,地形复杂,云相变化也相应复杂,因此造成各实验影像云检测结果的差异,但可以看出,差异并不很大,说明该算法具有一定普遍性。由于不同地区起主要作用的步骤还是 RRCT、TUT、RUT,因此这也说明,如果要进一步提高该方法的云检测精度,首先需要从这几个步骤入手。

云相的不同也影响算法不同步骤对云的检出率,如长江中游地区,薄云和碎云比较多,因此 C³AT 的云检出率较高,而东北地区的卷积云较多,所以 TUT 的检出率较高。西南地区中,覆盖了川西高原与成都平原,使得云相更加复杂,厚云、薄云、卷云、低层云等都有,导致 RGCT、TUT、RUT、C³AT 的检出率较高。

4.4 对阈值的修正

大量的云检测实践发现,CLAVR 能比较有效地识别 NOAA AVHRR 影像中的云像元和混合像元,但还是有较大误差的,尤其是对于混合像元的检测,趋于保守,将部分云像元与干净像元也标识为混合像元。在分析该算法以及保证其完整性的基础上,着重对其主要步骤的初始化阈值作了调整,以更好地适应中国陆地区域内的云检测,并与原始值的检测结果进行对比分析,最终确定了修正后的初始化阈值(表 1)。

RGCT、TUT、RUT 是三个最主要的云检测步骤,三者之和占各地区像元总数平均为 35.69%,如果不计干净像元,则平均比例约为 76.48%,因此对这三个步骤的参数进行调整,以求从混合像元中分离出实际的干净与云像元。在数据的处理过程中,对算法中 RGCT、TUT、RUT 这三个步骤的决策初始化阈值作了多次调整,对其检测结果作一一检验,最终确定参数 RRCT、TUR、TUT 相应的最终结果分别是 44%修正为 42%,9%修正为 11%,3K 修正为 5.5K。修正后的检测结果对比从表 3 中可以看出,从混合像元中分离出了部分干净像元和云像元。在东北地区、长江中游和西南地区,干净像元分别增加 5.39%、2.88%、和 4.68%,平均增加 4.31%;云像元分别增加 0.6%、1.58%、1.1%,平均增加 1.09%。

5 结 论

本文对 CLAVR 方法在中国陆地地区的云检测应用效果进行分析与讨论,认为该方法能有效识别

NOAA AVHRR 影像中存在的云,在识别的像元类别中,干净像元和云污染像元准确率较高,混合像元稍差。

分析表明,CLAVR 方法中的不同步骤有不同的检出贡献率,其中 RGCT、RUT、TUT 和 C³AT 四个步骤的检出率最高,在检出率最小的西南地区也占总检出率的 89%以上。而有的步骤的检出率则很低,如 TGCT,检出率几乎可以忽略不计。用于恢复的三个步骤 C³AR、TUR、TGCR 的效果不错,恢复率最小 3%以上。而在不同地区,CLAVR 方法的各步骤的云检出率也不同,表明地表的地形、地貌及下垫面对检出效果有很大的影响。

在分析各步骤对云标识的基础上,为进一步提高该算法的精度,对其中主要步骤的初始化阈值作适当修正,能从混合像元中分离出干净像元和云污染像元,其中干净像元平均增加 4.31%,云像元平均增加 1.09%。

CLAVR 方法适用于大规模自动化的 NOAA AVHRR 数据处理。在中国农情遥感速报系统中得到成功应用。

参 考 文 献 (References)

- [1] XU J M *et al.* The Development and prospect of Remote Sensing Applications for NOAA/AVHRR Satellite in Nonmeteorological field. In: Guo Huadong. New Progress and Development Strategy of Remote Sensing. Beijing: Chinese Science and Technology Press 1996, 11. [许健民等, 1996. 中国在气象卫星非气象领域遥感应用的发展与展望. 郭华东. 遥感新进展与发展战略, 北京: 中国科学技术出版社, 1996. 11.]
- [2] ZHOU H M *et al.* Study on Detecting Cloud of NOAA Satellite Image [J]. *Remote Sensing of Environment China*. 1995, 10(2): 137-142. (In Chinese) [周红妹, 杨星卫, 陆贤. NOAA 卫星云检测方法的研究[J]. 环境遥感, 1995, 10(2): 137-142.]
- [3] YAN J Q *et al.* A Method for Detecting Cloud pixels on NOAA-AVHRR Image Using Three-Dimension Statistic Graph and Set Discrimination[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*. 1997, 4: 54-59. [杨俊泉, 沈建中, NOAA 卫星图像云点检测的三维统计图集合判别, 国土资源遥感, 1997, 4: 54-59.]
- [4] Derrien M, Farki B, Harang L, Legle^e au H, *et al.* Automatic cloud detection applied to NOAA-11/AVHRR imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46: 246-267.
- [5] Franca G B, Cracknell A P. A simple cloud masking approach using NOAA AVHRR daytime data for tropical areas[J]. *Int. J. Remote Sensing*. 1995, 16: 1697-1705.
- [6] Garand Louis, Nadon Serge. High-Resolution Satellite Analysis and Model Evaluation of Clouds and Radiation over the Mackerzie Basin Using AVHRR Data [J]. *Journal of Climate* 11, 1998, 8: 1976-

- [7] Hutchison Keith D. Application of AVHRR/³ Imagery for the Improved Detection of Thin Cirrus Clouds and Specification of Cloud-Top Phase, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 16, 1999, 12: 1885—1899.
- [8] J TURNER, G J MARSHALL, R S LADKIN. An operational, real-time cloud detection scheme for use in the Antarctic based on AVHRR data[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2001, 22(15), 3027—3046.
- [9] Saunders R W, Kriebel K T. An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data. *Int. J. Remote Sensing*, 1988, 9: 123—150.
- [10] Scorer R S. Cloud reflectance variations in channel-3[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1989, 10: 675—686.
- [11] O. KA RNER, A Multi-dimensional histogram technique for cloud classi. [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2000, 21(12): 2463—2478.
- [12] Simpson J J, Gobat J I. Improved Cloud Detection for Daytime AVHRR Scenes over Land[J]. *Remote Sensing of the Environment*, 1996, 55: 21—49.
- [13] LIU J, *et al.* Analysis of the Cloud Properties Using NOAA/AVHRR Data[J]. *Quarterly Journal of Applied Meteorology*. 1998, 9(4): 449—455. [刘健, 许健民, 方宗义, 利用 NOAA 卫星 AVHRR 资料分析云的性质[J], 应用气象学报, 1998, 9(4): 449—455.]
- [14] DAN L B, Morrow Esther. Evaluation of an AVHRR Cloud Detection and Classification Method over the Central Arctic Ocean[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1998, 37(2): 166—183.
- [15] Karlsson K G. Development of an operational cloud classification model[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1989, 10: 687—693.
- [16] Clark C, Boyce J. The detection of ship trail clouds by artificial neural network Int[J]. *J. Remote Sensing*, 1999, 20(4): 711—726.
- [17] Walder P, Maclaren I. Neural network based methods for cloud classification on AVHRR Images[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2000, 21(8): 1693—1708.
- [18] Kriebel K T, Gesell G, Kaestner M, Mannstein H. Cloud detection in AVHRR and ATSR data with APOLLO. Passive Infrared Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere II. 1994, 2309: 36—44.
- [19] Stowe L L, Davis P A and McClain P E. Scientific Basis and Initial Evaluation of the CLAVR-1 Global Clear/Cloud Classification Algorithm for Advanced Very High Resolution Radiometer. [J]. *J. Atmos. And Oceanic Technology*, 1999, 16: 656—681.
- [20] Stowe LL, *et al.* Global Distribution of Cloud Cover Derived from NOAA/AVHRR Operational Satellite Data [J]. *Adv. Space Res.*, 1991, 11(3): 51—54.
- [21] Vemury S, Stowe L L, Anne V R. AVHRR Pixel Level Clear-Sky Classification Using Dynamic Thresholds (CLAVR-3)[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2001, 18(2): 169—186.
- [22] <http://orbit-net.nesdis.noaa.gov/crad/sat/atm/aerosol/tarfox/index/patmos.html>
- [23] <http://www2.ncdc.noaa.gov/docs/intro.htm>

Application of Cloud Detection Algorithm for the AVHRR Data

LIU Cheng-lin, WU Bing-fang

(*Institute of Remote Sensing Application, CAS, Beijing 100101, China*)

Abstract: Application and analysis of the algorithm called CLAVR were made for the remote sensing of cloud cover using multispectral radiance measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) on board National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) polar-orbiting satellites. The algorithm classifies 2×2 pixel arrays from the HRPT 1.1-km-resolution data into CLEAR, MIXED, and CLOUDY categories. It uses a sequence of multispectral contrast, spectral, and spatial signature threshold tests to perform the classification. The algorithms on China land area were applied to realtime NOAA-14 data and about 10 years dataset of China land area have been processed. It did well in classifying perfectly clear and cloudy pixel arrays except existing some errors for mixed pixel arrays. Different images in China land area show some difference, and the complexity of landform and underlying surface influences cloud's appearance or structure, thereby resulting contrast for different steps of the algorithm. The thresholds of main steps (RRCT, TUT and RUT) have been modified in the algorithm that required in the application of decision tree tests. It retrieves some CLOUDY and CLEAR pixels from the original classified MIXED pixels, separately the 4.31% and 1.09%. The CLAVR has been integrated into the Crop Growing Monitoring system of China.

Key words: CLAVR; cloud detection; NOAA AVHRR; China territory