

基于局部阈值插值的地基云自动检测方法^{* 1}

杨俊¹ 吕伟涛¹ 马颖¹ 姚雯¹ 李清勇²
YANG Jun¹ LÜ Weitao¹ MA Ying¹ YAO Wen¹ LI Qingyong²

1. 中国气象科学研究院大气探测研究所, 北京, 100081
2. 北京交通大学计算机与信息技术学院, 北京, 100044

1. *Institute of Atmospheric Sounding, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China*
2. *School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China*

2008-11-03 收稿, 2009-03-13 改回.

Yang Jun, Lü Weitao, Ma Ying, Yao Wen, Li Qingyong. 2010. An automatic ground-based cloud detection method based on the local threshold interpolation. *Acta Meteorologica Sinica*, 68(6):1007-1017

Abstract The automatic ground-based observation of cloud is an exigent requirement for the current meteorology operation. Up to now, the detection algorithms for the ground-based cloud observation are mainly based on the threshold, but neither the fixed threshold nor the global threshold method can achieve satisfactory ground-based cloud detection effects. Using the properties of blue sky background versus white cloud in clear sky, an automatic ground-based cloud detection method is presented based on the local threshold interpolation in which the original cloud image is resized to an appropriate size and then the normalized difference operation is performed on the blue band and the red band of the resampled image. After that, the normalized difference result is separated into a series of quadrilled sub-images according to the spatial position of the image pixels automatically. Next, the improved maximum interclass variance adaptive threshold algorithm and some decision-making rules are used to compute the local threshold for each sub-image, and, using the bilinear interpolated algorithm, the threshold array is interpolated to form a curved surface whose size is the same as the original cloud image. Finally, the curved threshold surface is used to finish ground-based cloud detection by comparing to the normalized difference result of the blue and red bands pixel by pixel. Compared with the fixed threshold and the global threshold algorithms, the proposed method obtains better detection effects for clouds in small, broken bits and weak contrast clouds. The quantitative assessment results show that the fixed threshold algorithm has a much lower correctness and accuracy than the global threshold method and the local threshold method. Furthermore, the proposed method acquired better results than the global threshold algorithm both in correctness and accuracy.

Key words Ground-based observation of cloud, Cloud detection, Normalized difference, Maximum interclass variance, Local threshold

摘要 地基云自动化观测是当前气象业务发展的迫切需求。目前的地基云检测算法仍主要是以阈值为基础, 针对固定阈值和全局阈值算法在云检测精度方面存在的不足, 利用晴朗天空下天空呈蓝色、云呈白色的属性, 提出了一种基于局部阈值插值的地基云自动检测方法。该方法在对云图进行重采样后, 对云图蓝、红波段进行归一化差值处理, 再将处理后的结果图像按空间像素位置自动分成互不重叠、大小相等的均匀子块, 对每一子区域采用一定的规则并结合改进的最大类间方差自适应阈值算法计算局部阈值, 然后对每一子区域形成的阈值矩阵采用双线性插值算法进行插值处理, 形成与原始云图大小相等的阈值曲面, 利用此阈值曲面与云图蓝、红波段归一化差值处理结果进行比较, 即可完成地基云的自动检测。与固定阈值和全局阈值算法相比, 局部阈值插值算法对一些细碎的云和与背景反差不大的云获得了更好的检测效果。定量的评估结果表明, 固定阈值方法在正确率和精确度上都要远远低于全局阈值和局部阈值方法, 而文中提出的局部阈值算法在正确率和精确

* 资助课题: 中国气象科学研究院基本科研业务费专项项目、国家自然科学基金项目(60805041)、国家科技部科研院所技术开发研究专项(NCSTE-2006-JKZX-303)。

作者简介: 杨俊, 主要从事大气探测和图像处理方面的研究。E-mail: yangjun@cams.cma.gov.cn

度上相比全局阈值算法又有较大提高。

关键词 地基云,云检测,归一化差值,最大类间方差,局部阈值
中图法分类号 P412.15 P407.8

1 引言

在地球大气能量收支平衡中,云具有特别显著的调节作用,是影响气候变化的一个重要因子。云的形成和演变不仅反映了当时大气的运动、稳定程度和水汽状况,而且也是预示未来天气变化的重要征兆之一。因此,云的观测具有极其重要的作用。在卫星遥感中,正确分离云和晴空是反演大气和地表各种参数必须的预处理工作,目前已有多个气象卫星源源不断地提供大尺度范围的云监测信息,成为天基云观测的重要资源。在卫星云图的云类识别方面国内外已经做了大量的研究工作(Baum, et al, 1997; Bin, et al, 1999; Hulley, et al, 2008; 师春香等, 2002; 延昊等, 2006; 马芳等, 2007)。

而云的地基观测则长期依赖气象观测员目视判断,成为气象业务自动化观测的一个瓶颈。因而云的地基自动化观测也备受关注。Hoyt (1977)提出了一种基于日照计的云量估算方法,但天空中薄卷云的存在使该方法产生较大误差。Seiz 等(2002)介绍了一种基于立体像对来进行云底高度估算的方法,但没有涉及到云的检测问题。Davis 等(1992)采用滤波来提取云的边界,再通过区域填充来获得云检测结果,但该算法云边界提取的精度有限。Souza-echer 等(2006)通过在高纬度地区的试验,提出了一种基于饱和度和阈值的云识别方法,该方法利用云具有低饱和度而天空具有高饱和度的特性,采用一个高阈值和一个低阈值来将图像分成云、天空和不确定类,但该方法只是通过分析高纬度地区的云图,经验性地得出分割阈值,且对饱和度介于高阈值和低阈值之间的不确定类无法进行细分。地基全天空云成像系统 WSI (Whole Sky Imager) (Buch, et al, 1995; Slater, et al, 2002) 和 TSI (Total Sky Imager) (Kassianov, et al, 2005) 以及中国科学院大气物理研究所的全天空云观测(霍娟等, 2002; 2006a; 2006b, 2010)则是采用鱼眼镜头获取全天空图像,再以两波段(蓝色波段和红色波段)的图像灰度比值作为依据,利用经验阈值或固定

阈值来识别云。霍娟等(2006b)通过辐射传输模式数值模拟,认为蓝、红波段比值处理后的阈值设为 1.30 时,可以获得比较好的云检测效果,即大于 1.30 为天空,若小于 1.30 则判断为云。这种方法在晴朗天空下对厚云的检测效果较好,但考虑到天空云图的复杂性,固定阈值并不能对所有的图像都获得好的检测效果。Calbo 等(2008)提取了大量的统计纹理特征、傅立叶变换特征以及阈值图像的特征,并从中选择了 9 个特征采用平行六面体分类来进行云状识别,但该算法是一种有监督分类算法,需要人工进行样本选择,这不符合气象业务中云自动化观测的需要。

总体而言,目前国际上比较成熟的地基云检测算法仍是以阈值为基础。但固定阈值显然不能对所有云图都适用,由 Otsu(1979)提出的基于类间方差最大的自适应阈值选取方法可有效地解决这一问题。然而,由于云的形态千变万化,对整幅云图采用一个全局阈值并不能获得很好的检测精度。基于此,本文在对云图蓝、红波段进行处理后,采用改进的最大类间方差自适应阈值算法,探讨了一种基于局部阈值插值的晴朗天空下地基云自动检测方法。

2 最大类间方差自适应阈值及其改进

2.1 最大类间方差法

假设图像由具有单峰灰度分布的目标(云)和背景(天空)组成,处于目标或背景内部相邻像素间的灰度值是高度相关的,但处于目标和背景交界处两边的像素在灰度值上有很大的差别。如果一幅图像满足这些条件,它的灰度直方图基本上可看作是由分别对应目标和背景的两个单峰直方图混合构成的。进一步,如果这两个分布大小(数量)接近且均值相距足够远,而且两部分的均方差也足够小,则直方图应为较明显的双峰,对应的图像常可采用阈值法来较好地分割。基于最大类间方差的阈值自动选取方法基本思想如下:

设一幅图像的灰度级为 L , 灰度值为 i 的像素

数为 n_i 个,则总的像素数为 $N = \sum_{i=1}^L n_i$,各灰度值出现的概率为 $P_i = n_i/N$ 。假定用阈值 T 将图像分成背景 $C_B \in \{1, 2 \dots T\}$ 和目标 $C_O \in \{T+1, T+2 \dots L\}$ 两类,则各类发生的概率分别为

$$P_B = \frac{\sum_{i=1}^T n_i}{N} = \sum_{i=1}^T P_i \quad (1)$$

$$P_O = \frac{\sum_{i=T+1}^L n_i}{N} = \sum_{i=T+1}^L P_i = 1 - P_B \quad (2)$$

两类的平均灰度值分别为

$$\mu_B = \frac{\sum_{i=1}^T n_i \times i}{\sum_{i=1}^T n_i} = \frac{\sum_{i=1}^T P_i \times i}{P_B} \quad (3)$$

$$\mu_O = \frac{\sum_{i=T+1}^L n_i \times i}{\sum_{i=T+1}^L n_i} = \frac{\sum_{i=T+1}^L P_i \times i}{P_O} \quad (4)$$

而整幅图像的平均灰度值又可表示为

$$\begin{aligned} \mu &= \sum_{i=1}^L P_i \times i = \sum_{i=1}^T P_i \times i + \sum_{i=T+1}^L P_i \times i = \mu_B P_B + \mu_O P_O \end{aligned} \quad (5)$$

图像背景和目标两类的类间方差为

$$D(T) = P_B(\mu_B - \mu)^2 + P_O(\mu_O - \mu)^2 \quad (6)$$

将式(5)代入式(6)中,并结合式(2)可得

$$D(T) = P_B P_O (\mu_B - \mu_O)^2 \quad (7)$$

则满足 $\max_{1 \leq T \leq L} [D(T)]$ 的阈值 T 为分割目标和背景的最佳阈值。

2.2 改进的最大类间方差法

当图像上目标和背景的直方图呈现较明显的双峰分布时,Otsu(1979)方法能获得较好的阈值选择效果。但当图像进行分块之后,由于每一分块所含的区域变小,直方图可能呈现不规则的双峰或单峰分布,此时再用 Otsu(1979)方法进行阈值选择会造成较大的偏差。Ng(2006)提出了一种强调谷底的阈值选取方法,通过观察可发现期望的阈值位于双峰分布的谷底或单峰分布的边缘,也就是说在期望的阈值点处发生的概率很小。

因此,改进的最大类间方差法的基本思想就是

一方面要保证阈值是从发生概率很低的点上选取的,另一方面又要保证目标和背景两类间的类间方差最大。它与 Otsu(1979)方法最大的不同就是在计算类间方差时加入一个权重 $(1 - P_T)$,也就是将式(7)变成

$$D(T) = P_B P_O (\mu_B - \mu_O)^2 (1 - P_T) \quad (8)$$

这里的 P_T 是灰度值 T 出现的概率。其他的计算方法与最大类间方差法一致。

3 基于插值的地基云自动检测方法

地基观测的云图上一般只有天空和云两类,根据前面的分析可知,在晴朗天空下,云一般呈白色,而天空呈蓝色。也就是说在可见光云图上,蓝色分量上天空区域灰度值比较高,云区域灰度值比较低,而在红色分量上则刚好相反,云区域灰度值比较高,天空区域灰度值比较低。通过对蓝色波段和红色波段进行比值和差值处理可进一步拉大天空和云两者之间的灰度差异,但考虑到比值处理易使结果图像的直方图偏向高端一侧,差值处理会使结果图像的直方图偏向低端一侧,这样自适应算出来的阈值会与理想状态下的阈值有一定的偏差。本文对蓝、红波段进行归一化差值处理来拉大天空和云两者之间的灰度差异,这是因为归一化差值处理既利用了差值处理的优势,又通过归一化处理调整了对比度和直方图,从而使算出来的自适应阈值和理想状况下的阈值十分接近。

在对云图蓝、红波段进行归一化差值处理后,采用改进的最大类间方差法可获得一个全局的自适应阈值,利用这一阈值可将云图分成云和天空两类。当云和天空灰度相差较大时,用全局阈值可获得较好的分割效果。但考虑到云图的复杂性,采用全局阈值就不能很好地将所有的云都从天空背景中检测出来。

基于此,本文对云图进行重采样之后,再进行分块处理,对不同的图像区域选择不同的分割阈值。一般情况下可将云图重采样为 $2^n \times 2^n$ 大小。关于子区域的划分,是一个很关键的部分。如果能让所采用的方法根据图像中云的空间分布来自动划分子区域的大小,是一个很理想的状况。但地基云图在未进行处理之前并没有任何先验知识,这使按云的

分布来划分子区域的大小不太现实。而本文则是采用客观的方法,将图像按空间像素位置自动分成互不重叠、大小相等的均匀子块,也就是将云图分解成一系列 $m \times m$ 的均等子块。这时,如果直接用每一分块的阈值对云图进行二值化,当同一块云被分在不同的子块中时,分割结果的块状效应会很大。为了避免这种问题,保持各分块之间阈值的平滑性,需要对每一分块算出的阈值形成的阈值矩阵进行插值处理,常用的插值算法有最邻近插值、双线性插值和三次卷积法(Gonzalez, et al, 2002),其中最邻近插值速度最快,但效果较差,容易造成明显的块状效应,三次卷积法效果最好但速度最慢,而双线性插值在速度和效果中达到了一个较好的平衡。因此采用双线性插值对阈值矩阵进行插值,形成一个阈值曲面,该曲面与原始云图的像素数目相同。

利用获得的阈值曲面可以对云图进行二值化处理。将经过蓝、红波段归一化差值处理后的云图中每一像素的灰度值与阈值曲面中对应的阈值进行比较,如果该点灰度值比阈值曲面中相应的阈值大,则该点为天空,反之若小于阈值曲面中对应的阈值,则该点为云。

图 1 给出的是基于局部阈值插值的地基云自动检测流程,流程中采用蓝红波段归一化差值(nd)处理,具体的计算公式

$$D_{nd} = (B - R) / (B + R) \quad (9)$$

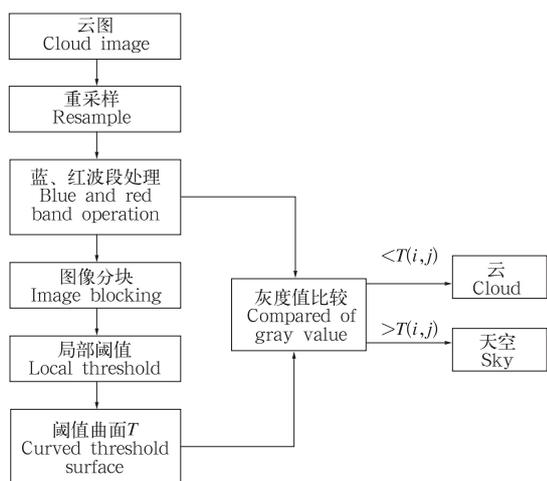


图 1 局部阈值地基云自动检测流程

Fig. 1 Flow chart of the ground-based cloud automatic detection for the local threshold algorithm

其中, D_{nd} 表示经过蓝红波段归一化差值处理后的灰度值, B 代表蓝色波段的灰度值, R 代表红色波段的灰度值。

本文采用的局部阈值计算策略是:(1)算出全图的最大灰度值 W_{max} 和最小灰度值 W_{min} , 并用改进的最大类间方差法算出全局阈值 W_{th} ; (2)对每一子区域分别进行计算,算出子区域内的最大灰度值 L_{max} 和最小灰度值 L_{min} , 并采用如下准则确定该区域的局部阈值。

如果 $L_{max} < W_{th}$, 则认为该子区域全是云, 并将该分块的局部阈值 L_{th} 设为 L_{max} ;

如果 $L_{min} > W_{th}$, 则认为该子区域全是天空, 那么就有 $L_{th} = L_{min}$;

如果 W_{th} 介于 L_{max} 和 L_{min} 之间, 则又分两种情况进行处理, 第 1 种情况, 若 $L_{max} - L_{min} > (W_{max} - W_{min})/c$, 其中 c 为大于 1 的整数, 则先用改进的最大类间方差法计算出该子区域的阈值 I_{Otsu} , 然后让该子区域的局部阈值 $L_{th} = a \times I_{Otsu} + b \times W_{th}$, 其中 $a + b = 1$; 第 2 种情况, 若 $L_{max} - L_{min} \leq (W_{max} - W_{min})/c$, 则 $L_{th} = W_{th}$ 。

4 实验结果及讨论

为了验证所提出算法的有效性, 采用佳能 G7 数码相机拍摄了大量的晴朗天空下的云图, 对其中的一幅云图(图 2a)分别采用基于蓝、红波段比值处理后的固定阈值法、基于蓝、红波段归一化差值处理后的自适应全局阈值法和本文提出的局部阈值算法进行地基云检测试验(图 2)。其中, 固定阈值法采用的阈值是霍娟等(2006b)通过辐射传输模式数值模拟推荐采用的 1.30; 自适应全局阈值法是采用本文前面介绍的改进最大类间方差法来计算全局阈值的; 局部阈值实验中将云图重采样成 512×512 像元, 并将图像分成 64×64 像元的均等小块, 在计算局部阈值时, 采用的一些参数分别为 $a = b = 0.5, c = 4$ 。

从图 2 可以看出, 相对于固定阈值算法, 全局阈值和局部阈值两种方法都能获得较好的云检测效果, 但本文提出的基于局部阈值插值的云检测算法对一些细碎的云和与背景反差不是太明显的云获得了更好的检测效果。

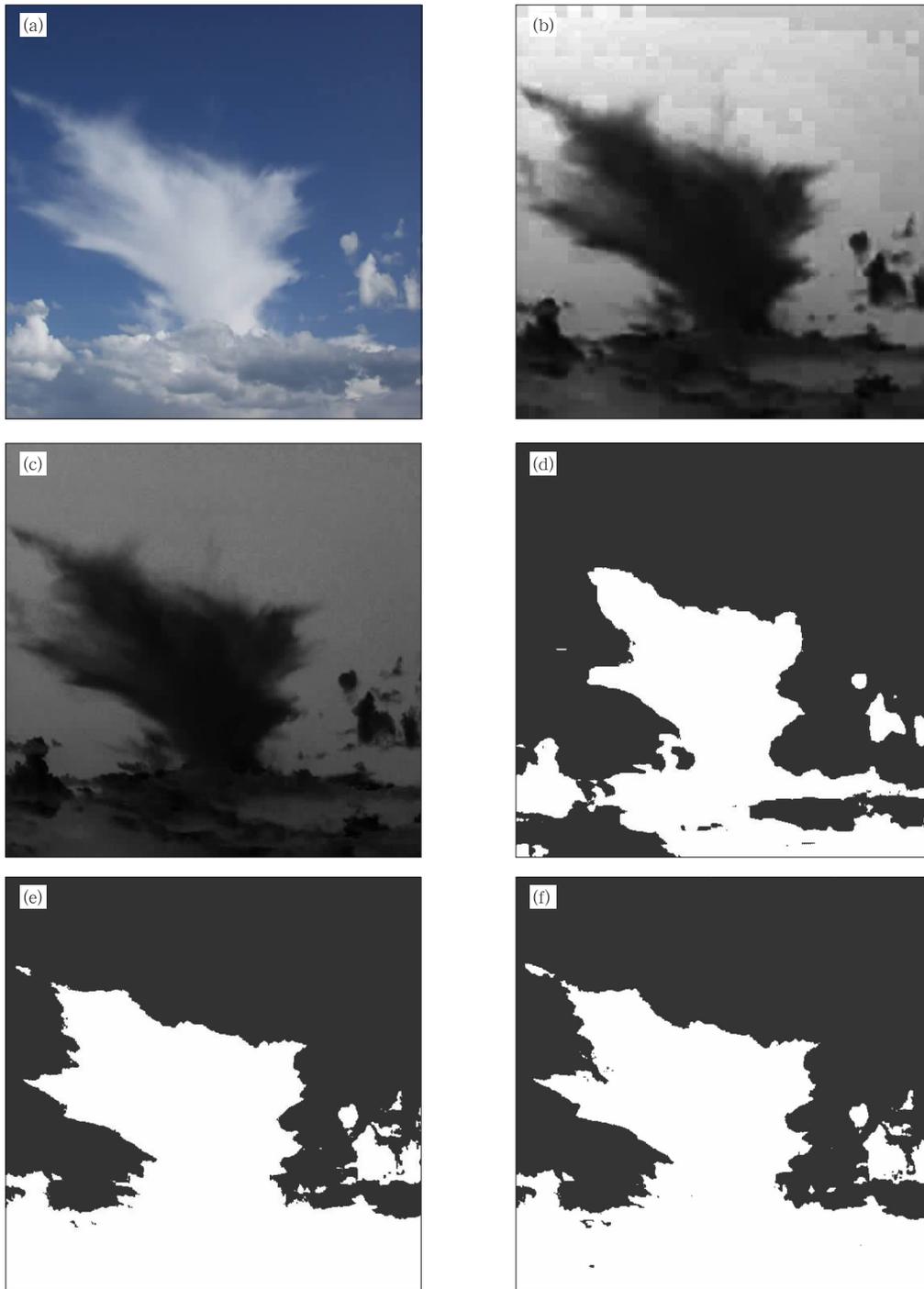


图2 云图1云检测结果

(a. 云图1, b. 蓝、红波段比值, c. 蓝、红波段归一化差值,
d. 固定阈值结果, e. 全局阈值结果, f. 局部阈值结果)

Fig.2 Cloud detection results for the first cloud image

(a) cloud image No.1, (b) the results from the ratios of blue band and red band,
(c) the results based on the normalized difference of blue band and red band,
(d) the results from the fixed threshold method, (e) the results from the
global threshold method, (f) the results from the local threshold method

根据观测和天气预报的需要,按云的底部距地面的高度可将云分为低、中、高三族(中国气象局,2004)。为了说明本文算法的适用性,对晴朗天空下多幅不同类型的云图进行了试验,其中图3、图4是对两幅低云采用固定阈值算法、全局阈值算法和本文算法进行云检测的结果,图5和图6则是对一幅中云和一幅高云进行试验的结果。实验中采用的参数和图2一样。从图3、图4、图5和图6可以看出,固定阈值算法云检测的效果最差,而本文提出的基于局部阈值插值的算法则获得了最好的云检测效果。本文方法对不同云识别,则是低云效果最好、中云其次、高云稍差。高云识别较差主要是由于部分薄云与天空背景融为一体,使目标和背景两类

之间的差异模糊,造成了一定程度的漏检。

考虑到传统评价云识别方法好坏是看全天空云量估计可靠性大小,为确立本文提出的基于局部阈值插值的云识别方法,这里给出局部阈值云识别方法下从云图1到云图5统计出的云占全图的百分比,其结果分别为43.64%、34.68%、42.27%、44.39%和28.98%。

除了视觉上的比较和计算检测的云占全图的百分比之外,对检测的精度进行定量评估也是一个很关键的部分。考虑到云检测实际上是一种二值分类问题,影像上每一个像元仅有以下4种可能的分类情况:

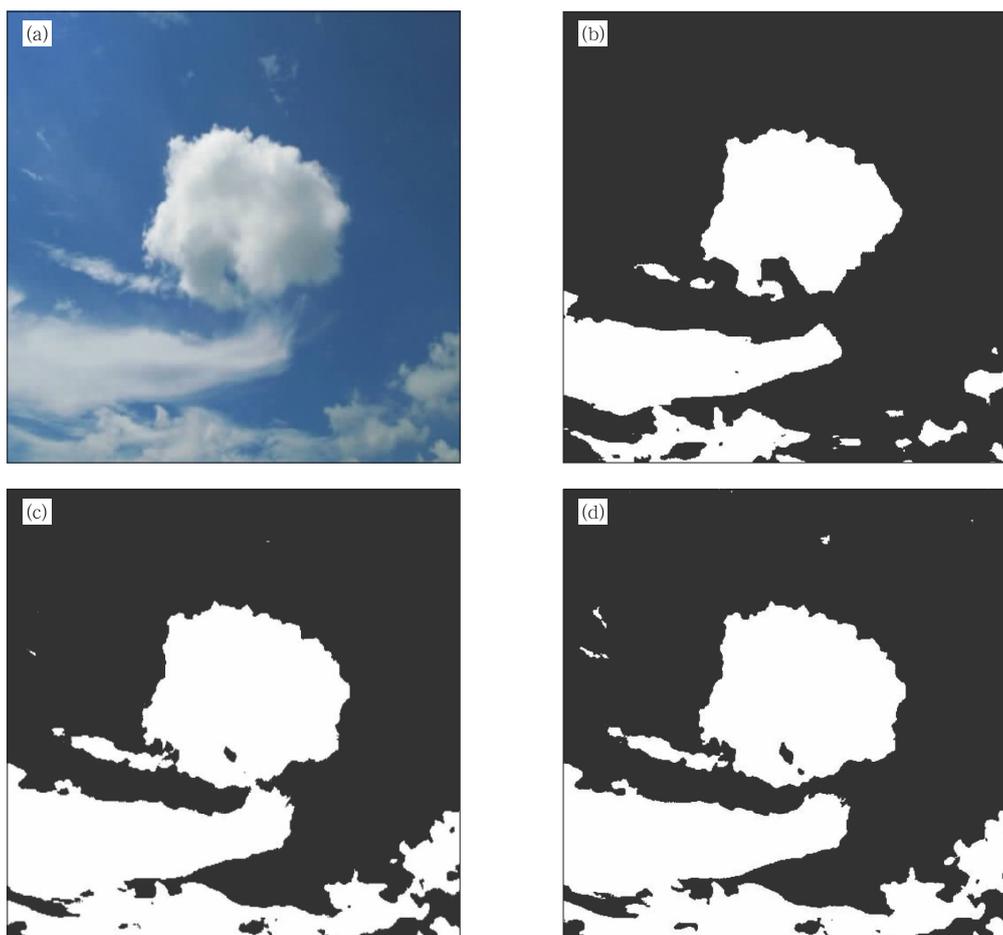


图3 云图2云检测结果

(a. 云图2, b. 固定阈值结果, c. 全局阈值结果, d. 局部阈值结果)

Fig. 3 Cloud detection results for the second cloud image

(a) cloud image No. 2, (b) the results from the fixed threshold method,

(c) the results from the global threshold method, (d) the results from the local threshold method

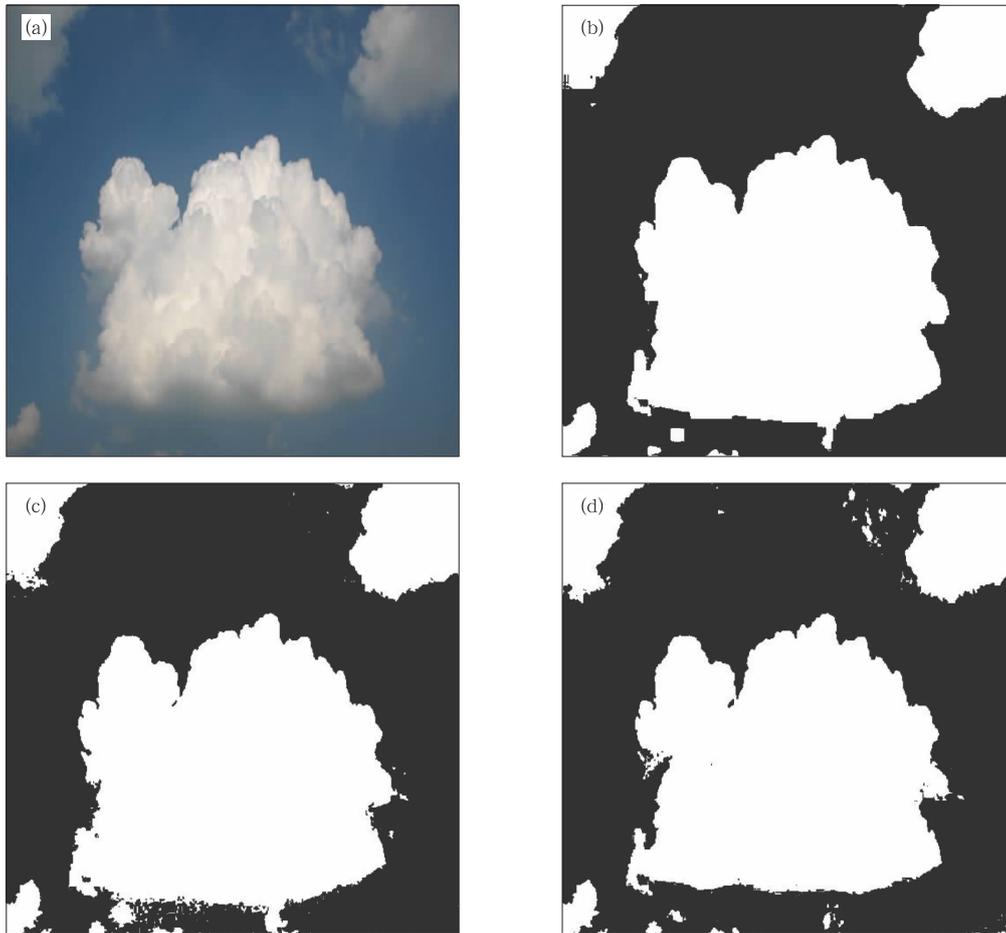


图 4 云图 3 云检测结果
(a. 云图 3, b. 固定阈值结果, c. 全局阈值结果, d. 局部阈值结果)
Fig. 4 The same as Fig. 3 but for cloud image No. 3

真正(True Positive, T_P), 影像上为云且被检测为云的像元数;

伪正(False Positive, F_P), 影像上为非云但被检测为云的像元数;

真负(True Negative, T_N), 影像上为非云且被检测为非云的像元数;

伪负(False Negative, F_N), 影像上为云但被检测为非云的像元数。

因此, 本文参考 Shufelt(1999) 在建筑物检测中采用的精度评价方法, 采用如下两个指标来评价地基云检测的精度

$$\text{正确率: } T_P / (T_P + F_N)$$

$$\text{精确度: } T_P / (T_P + F_P + F_N)$$

正确率表明了影像上的云被正确检测的程度, 而精确度则将 F_P 和 F_N 考虑进去, 表明了总的检测精度。一个好的云检测算法, 这两个指标都应该是高的。要计算正确率和精确度这两个指标, 必须要有标准的云模板。图 7 是通过人工解译获得的标准云模板。

表 1 给出了固定阈值、全局阈值和本文提出的局部阈值插值方法对 5 幅云图进行云检测的定量精度评估结果。从表 1 可以看出, 固定阈值方法无论在正确率和精确度上都要远远低于全局阈值和局部阈值方法, 而本文提出的局部阈值方法在正确率和

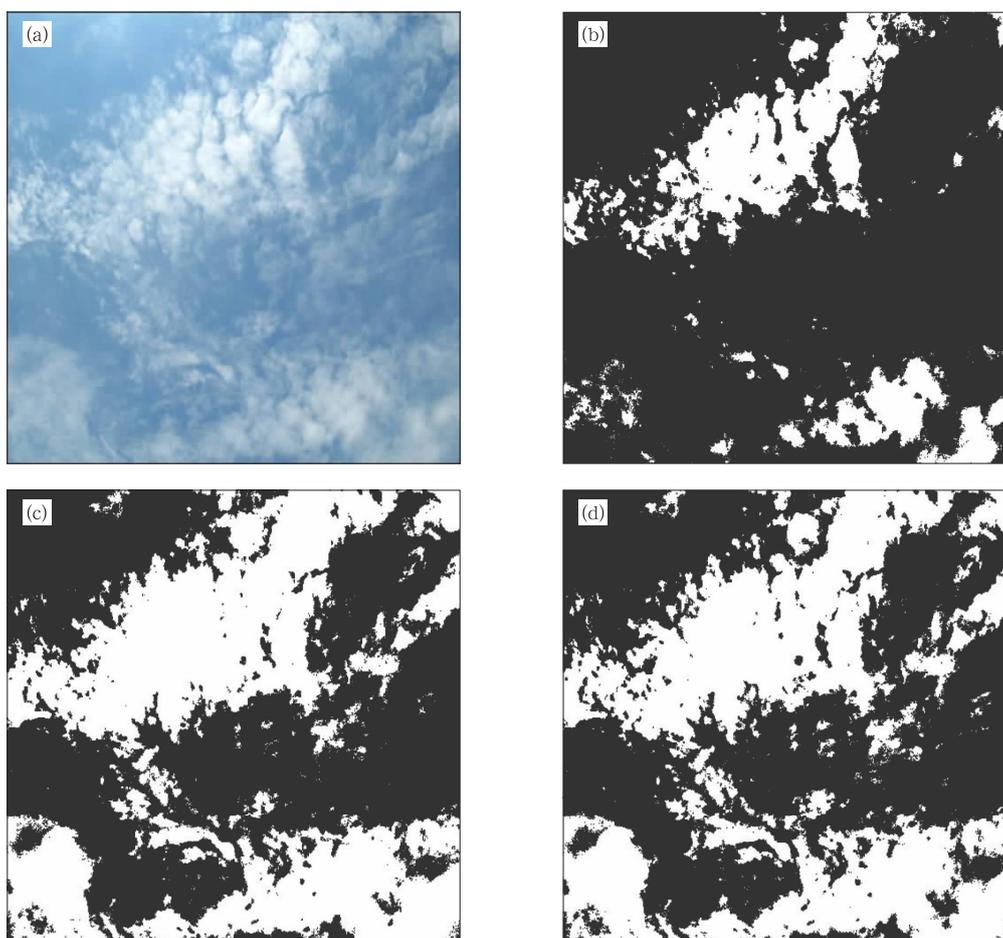


图5 云图4云检测结果

(a. 云图4, b. 固定阈值结果, c. 全局阈值结果, d. 局部阈值结果)

Fig. 5 The same as Fig. 3 but for cloud image No. 4

精确度上相比全局阈值方法又有较大提高,这与我们的视觉观察结果是一致的。但同时也注意到全局阈值和局部阈值两种方法对云图5的精度评估都不高,这一方面可能是由于云图5中的薄云与天空背景的反差太小,导致算法难以识别,另一方面可能是云图5中的部分薄云连人眼也难以完全识别出来,造成人工解译的标准云模板存在着一定的偏差,但本文方法相比全局阈值方法对云图5的检测结果在正确率和精确度上仍有较大幅度提高。

5 结论和讨论

云的地基观测是当前气象业务自动化观测的一

个瓶颈。阈值法是地基云检测较为通用的算法,但固定阈值显然不能对所有云图都适用,最大类间方差阈值法可对不同的云图自适应计算阈值,但由于云的形态千变万化,对整幅云图采用一个全局阈值并不能获得很好的检测精度。因此,本文在对云图蓝、红波段进行归一化差值处理后,采用改进的最大类间方差自适应阈值算法,探讨了一种基于局部阈值插值的晴朗天空下地基云自动检测方法。对5幅不同类型的地基云图进行试验的结果表明,全局阈值和本文提出的局部阈值算法都能获得较好的云检测效果,但本文提出的基于局部阈值插值的云检测算法对一些细碎的云和与背景反差不是太明显的云

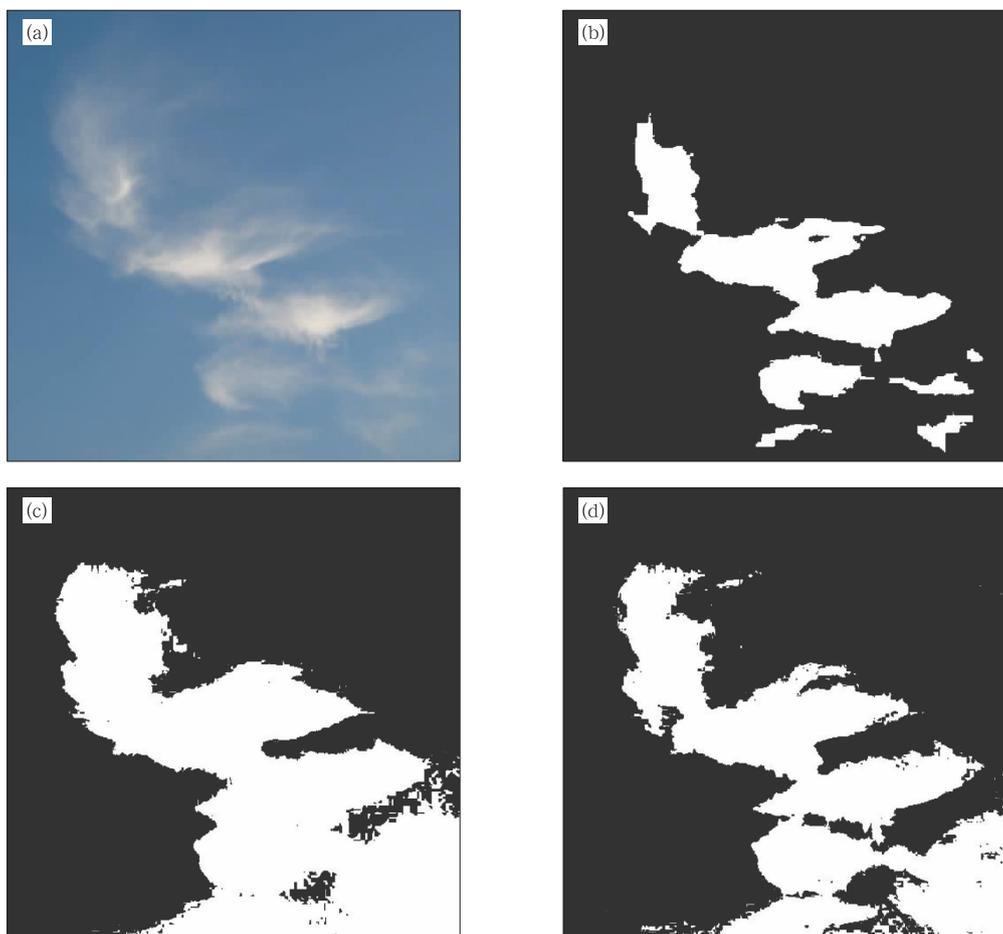


图 6 云图 5 云检测结果
(a. 云图 5, b. 固定阈值结果, c. 全局阈值结果, d. 局部阈值结果)

Fig. 6 The same as Fig. 3 but for cloud image No. 5

表 1 云检测精度评估

Table 1 Precision assessment for the cloud detections

算法	云图	T_P	F_P	F_N	T_N	正确率(%)	精确度(%)
固定阈值	云图 1	79446	8	32950	149740	70.68	70.68
	云图 2	64533	0	25335	172276	71.81	71.81
	云图 3	104095	6547	2836	148666	97.35	91.73
	云图 4	50169	0	84038	127937	37.38	37.38
	云图 5	34629	57	28273	199185	55.05	55.00
全局阈值	云图 1	112136	5538	260	144210	95.29	95.08
	云图 2	87317	4663	2551	167613	94.93	92.37
	云图 3	105330	11222	1601	143991	98.50	89.15
	云图 4	113073	3151	21134	124786	84.25	82.32
	云图 5	62902	31645	0	167597	66.53	66.53
局部阈值	云图 1	111543	2868	853	146880	97.49	96.77
	云图 2	87556	3365	2312	168911	96.30	93.91
	云图 3	105781	5036	1150	150177	98.92	94.48
	云图 4	115040	1323	19167	126614	85.72	84.88
	云图 5	60494	15473	2408	183769	79.63	77.19

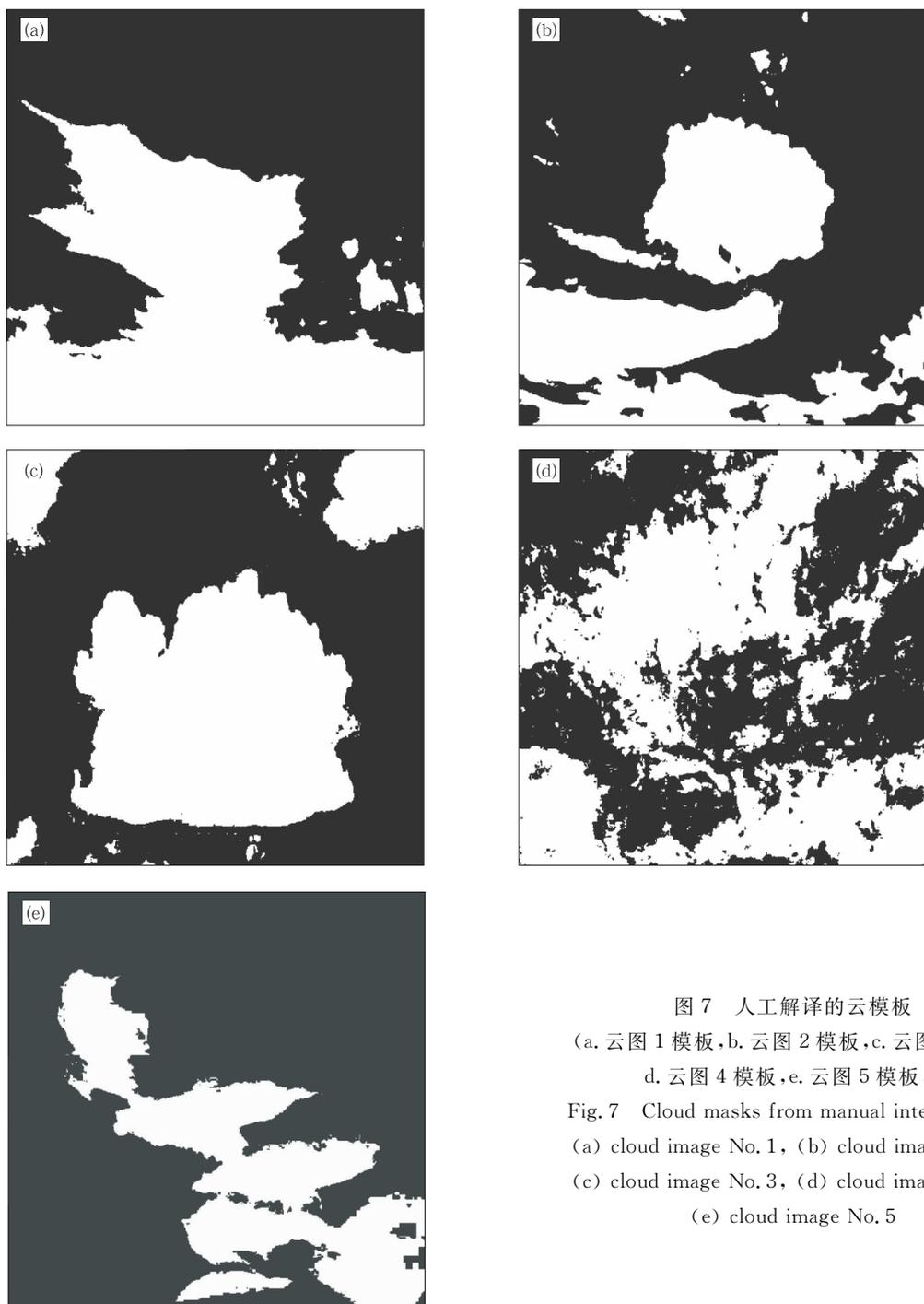


图7 人工解译的云模板

(a. 云图1模板, b. 云图2模板, c. 云图3模板,
d. 云图4模板, e. 云图5模板,)

Fig. 7 Cloud masks from manual interpretation
(a) cloud image No. 1, (b) cloud image No. 2,
(c) cloud image No. 3, (d) cloud image No. 4,
(e) cloud image No. 5

获得了更好的检测效果。定量的评估结果也表明, 本文方法在正确率和精确度上相比全局阈值方法都有较大提高。同时, 本文提出的云检测算法, 无需人工干预, 便于自动实现。但需要指出的是, 对高云族中的一些薄卷云的识别, 本文方法的检测精度相比固定阈值算法和全局阈值算法虽有了一定程度的提

高, 但识别的精度仍然偏低, 进一步提高薄卷云的识别精度需要更多的研究工作。

虽然本文提出的基于局部阈值插值的地基云检测方法对文中给出的一些个例云图都获得了较好的检测效果。但从建立新遥感方法的要求来说, 要满足论证完备性要求, 仅仅通过几个个例并不能完全

说明问题,且考虑到天空云图的复杂性,到目前为止还没有一种方法能对各种天气状况下的云都获得理想的识别效果。所以本文的目的是针对晴朗天空下近似满足天空呈蓝色、云呈白色条件下的地基云探讨一种新的识别方法,且初步比较新方法的应用效果。

参考文献

- 霍娟,吕达仁. 2002. 全天空数码相机观测云量的初步研究. 南京气象学院学报, 35(2):242-246
- 霍娟,吕达仁. 2006a. 晴空与有云大气辐射分布的数值模拟及其对全天空图像云识别的应用. 气象学报, 64(1):31-38
- 霍娟,吕达仁,王越. 2006b. 全天空云识别阈值法的数值模拟初步研究. 自然科学进展, 16(4): 480-484
- 霍娟,吕达仁. 2010. 利用全天空可见光图像反演天空辐亮度. 气象学报, 68(6):800-807
- 马芳,张强,郭锐等. 2007. 多通道卫星云图云检测方法的研究. 大气科学, 31(1):119-128
- 师春香,瞿建华. 2002. 用神经网络方法对 NOAA-AVHRR 资料进行云客观分类. 气象学报, 60(2): 250-255
- 延昊,吴门新,刘桂青等. 2006. 利用 MODIS 的多通道信息估计中纬度降雨. 气象学报, 64(2):205-210
- 中国气象局. 2004. 中国云图. 北京:气象出版社, 302pp
- Baum B A, Vasanth T, Tay T, et al. 1997. Automated cloud classification of global AVHRR data using a Fuzzy logic approach. J Appl Meteor, 36(11):1519-1535
- Bin T, Shaikh M A, Azimi-Sadjadi M R, et al. 1999. A study of cloud classification with neural networks using spectral and textural features. IEEE Transactions on Neural Networks, 10(1): 138-151
- Buch K A, C-H Sun Jr, Thorne L R. 1995. Cloud classification using whole-sky imager data // Proceedings of the Fifth Atmospheric Radiation Measurement (ARM) Science Team Meeting, CONF-9503140, San Diego, CA
- Calbo J, Sabburg J. 2008. Feature extraction from whole-sky ground-based images for cloud-type recognition. J Atmos Oceanic Tech, 25 (1):3-14
- Davis G B, Griggs D J, Sullivan G D. 1992. Automatic estimation of cloud amount using computer vision. J Atmos and Oceanic Tech, 9(1):81-85
- Gonzalez R C, Woods R E. 2002. Digital Image Processing, 2nd Edition, Prentice-Hall, New York
- Hoyt D V. 1977. Percent of possible sunshine and the total cloud cover. Mon Wea Rev, 105(5): 648-652
- Hulley G C, Hook S J. 2008. A new methodology for cloud detection and classification with ASTER data. Geophys Res Lett, 35, L16812, doi:10.1029/2008GL034644
- Kassianov E, Long C N, Ovtchinnikov M. 2005. Cloud sky cover versus cloud fraction: whole-sky simulations and observations. J Appl Meteor, 44(1):86-98
- Ng H F. 2006. Automatic thresholding for defect detection. Pattern Recognition Lett, 27(14):1644-1649
- Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray level histograms. IEEE Transactions on Systems, Man Cybernetics, 9 (1):62-66
- Seiz G, Baltsavias E P, Gruen A. 2002. Cloud mapping from the ground: use of photogrammetric methods. Photogrammetric Engineering Remote Sensing, 68 (9): 941-951
- Shufelt J A. 1999. Performance evaluation and analysis of monocular building extraction from aerial imagery. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21(4):311-326
- Slater D W, Long C N, Tooman T P. 2001. Total sky imager/whole sky imager cloud fraction comparison. Eleventh ARM Science Team Meeting Proceeding, Atlanta, Georgia, March 19-23
- Souza-echer M P, Pereira E B, Bins L S, et al. 2006. A simple method for the assessment of the cloud cover state in high-latitude regions by a ground-based digital camera. J Atmos Oceanic Tech, 23(3):437-447