

偏振多通道遥感云检测的阈值优化

方薇^{1,2}, 乔延利¹, 张冬英^{1*}, 易维宁¹

¹中国科学院安徽光学精密机械研究所中国科学院通用光学定标与表征技术重点实验室, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026

摘要 大气中云的存在会严重影响气溶胶的反演精度。经验阈值法是一种常用的云检测方法,其较强的主观性和难以应对环境时空动态变化或星载探测仪差异的缺点,导致“云”和“晴”边缘分类误差增大,且检测自动化程度较低。针对下垫面为陆地的大气云检测,提出一种多通道偏振遥感图像的统计分类与数据融合的阈值优化方法,该方法首先通过半监督 Kmeans 聚类及其统计特征,决定像元属于“云”和“晴”两类的双亮度阈值;然后在阈值周边分类模糊区,用 D-S 证据理论获取多通道检测的联合置信度因子,求得模糊区像元分类的细化阈值;最终以顺序决策过程实现“云”和“晴”两类目标的精确分类。为了验证所提方法的有效性,利用 POLDER3 载荷遥感数据进行云检测实验,并与 POLDER3 产品结果进行比较。结果表明:所提方法与 POLDER 法的分类符合度为 95%,目测发现这些误检大多发生在云边缘处,表明所提方法对云边缘处的分类具有较好的敏感性。

关键词 遥感; 阈值优化; 偏振遥感; 云检测; 自适应阈值; D-S 证据理论

中图分类号 TP391; TP7

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1228005

Threshold Optimization in Cloud Detection by Polarized Multichannel Remote Sensing

Fang Wei^{1,2}, Qiao Yanli¹, Zhang Dongying^{1*}, Yi Weining¹

¹Key Laboratory of Optical Calibration and Characterization of Chinese Academy of Sciences, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

²University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China

Abstract The existence of clouds in the atmosphere degrades the accuracy of aerosol retrieval. The empirical threshold method is popular in cloud detection, however its strong subjectivity and difficulty in coping with the dynamic spatial-temporal changes of the environment or the difference among satellite-borne detectors result in a large classification error at the boundary of ‘cloud’ and ‘clear’. In addition, its automatic detection is also poor. To achieve an effective detection of cloud over the land surface in the atmosphere, we propose a threshold optimized method which combines the statistical classification with data fusion of polarized multichannel remote sensing images. As for this method, a dual-brightness threshold to distinguish ‘cloud’ from ‘clear’ for most pixels is first derived based on the semi-supervised Kmeans clustering and its statistical features. Then, the joint confidence factor of multichannel data is calculated by the D-S evidence theory for each pixel in the fuzzy area of threshold neighborhood, and thus the fine threshold is acquired. The two objects of ‘cloud’ and ‘clear’ are finally and accurately classified in the sequential decision process. To validate the effectiveness of the proposed method, we perform a cloud detection experiment based on the remote sensing load data of POLRED3, and compare the measured results with the results of POLRED3. The results show that the classification by the proposed method is well consistent with that by the POLDER method with a high conformity of 95%. The error pixels are mostly located at the boundary between cloud and clear, indicating that the proposed method exhibits a favorable sensitivity to the classification at the cloud edge.

Key words remote sensing; threshold optimization; polarized remote sensing; cloud detection; self-adaptive threshold; D-S evidence theory

OCIS codes 010.1615; 120.1880; 280.1100; 100.3008

收稿日期: 2018-06-06; **修回日期:** 2018-07-23; **录用日期:** 2018-08-05

基金项目: 国家国防科工局高分专项(民用部分)卫星应用共性关键技术项目(32-Y20A22-9001-15/17)、中国科学院重点资助项目(KGFZD-125-13-006)

* **E-mail:** emilyzdy@163.com

1 引 言

云的存在会严重影响卫星遥感图像的应用。光学载荷对地探测获取的遥感数据首先必须进行云检测,将观测数据分为有云像元和晴空像元,才能为云和气溶胶的参数反演研究提供有效的数据源。随着卫星遥感技术的飞速发展,各种星载探测器在轨运行获取了大量的对地观测数据。目前,国外 POLDER^[1]、MODIS 星载传感器已形成了云检测产品,其中的 POLDER 是法国于 1996—2004 年先后发射的 3 颗多角度偏振载荷,采用偏振遥感进行全球对地观测。与传统的光学遥感手段相比,偏振探测^[2-4]是一种新兴的对地观测手段,对云和气溶胶具有更高的灵敏度。由于偏振载荷在波段设置上不同于传统的光学载荷,因此其云检测算法通常结合多通道的偏振信息进行检测。Kriebel 等^[5]和 Buriez 等^[6]将阈值法用于 POLDER 卫星的云检测,用不同波段反射率、大气分子光学厚度像素值与历史值进行比较,将超出阈值一定范围的值分别归入“云”或“晴”,该方法简单、实用,已用于云检测的产品化中,但其主要存在两方面缺点:一方面,仪器误差或生态环境变化使得阈值的可靠性降低;另一方面,基于单像素级的比较需要亚像素级图像的精确配准,且难以解决因周边像素影响而造成的同物异谱和同谱异物的干扰。Zhu 等^[7]提出的 Fmask 算法通过多光谱物理特性关系建立规则,依据卫星和传感器的几何参数以及热红外数据来实现云和云影的最终分类。该算法的优点是能应对不同的下垫面,如陆地和海洋,且分类精度较高;缺点是在薄云、云温较高,或亮且低温的地表情况下会出现误分,并且图像中的阈值需凭经验而定,难以适应复杂多变的地表。单娜等^[8]和夏雨等^[9]提出了光谱阈值与纹理分析结合的方法,该方法虽然提高了分类精度和性能,但仍存在一定的误判和漏判。王伟等^[10]采用 Kmeans 算法进行云聚类,再利用多光谱阈值排除大气云中的烟雾和雪,这样有利于检测小面积云点像元,且能排除其他因素的干扰,但没有对云和晴边界模糊区的分割问题进行研究,从而影响了边缘处的检测效果。基于深度学习神经网络的云检测方法^[11-13]是近期的研究热点,其优点是模仿和学习人类的感知能力,在训练样本足够大的前提下能获得良好的分类效果;缺点是巨量的学习样本难以获取,并且分类的物理意义不明确。

为了克服经验阈值和分类边缘存在的问题,本

文提出了一种统计模式分类与多证据数据融合相结合的方法,利用半监督学习和统计特性改进云检测阈值的选择,并充分综合运用偏振探测仪的多通道信息,通过多证据融合来精选阈值,提高云边缘的检测能力。

2 云检测方法

利用 POLDER3 的 $\lambda_1=670\text{ nm}$ 和 $\lambda_2=490\text{ nm}$ 这 2 个波段的“晴”、“云”两类历史样本数据,将其类均值作为 Kmeans 聚类的初始种子,对两波段的测量数据进行 Kmeans 半监督分类,获得目标的初分类结果。采用 D-S 理论对初分类目标阈值模糊区域进行多证据融合,获得联合置信度因子^[14-15],实现“云”检测的精细分类。云检测流程图如图 1 所示。

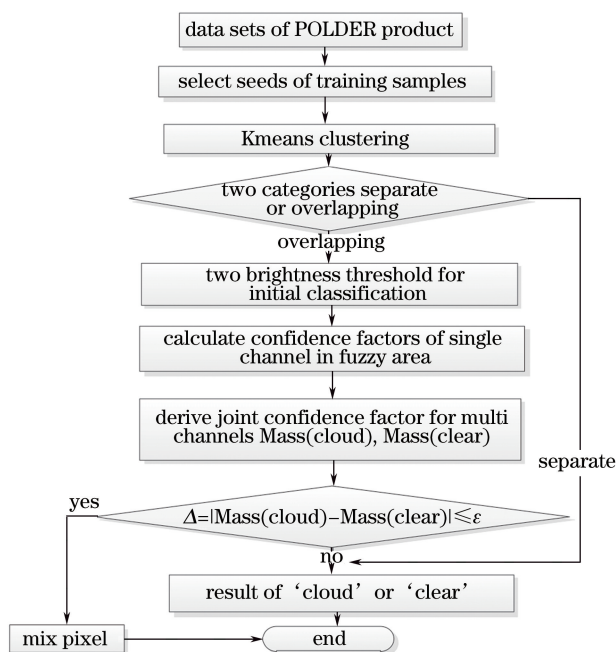


图 1 云检测流程图

Fig. 1 Flow chart of cloud detection

2.1 多波段特征选择

POLDER3 载荷是一个多角度偏振和多光谱成像辐射计,其光谱范围包括可见近红外波在内的 9 个波段,如表 1 所示,其中的 3 个偏振光波段为 490, 670, 865 nm,利用每个偏振波段在 3 个方向的线偏振测量值,可以获取相应的斯托克斯矢量参量 I 、 Q 、 U ,从而增强云检测精度。

在 670 nm 波段下,云比晴空具有更强的偏振反射率,该反射率的大小反映了云与晴空(地物)的对比度。对于内陆湖泊河流,需要剔除在镜面反射方向小于 2° 的太阳耀光区域。670 nm 波段获得的大气顶反射率为

表 1 POLDER 载荷波段的特征
Table 1 Characteristics of POLDER load bands

Wavelength /nm	Bandwidth /nm	Polarized	Function
443	13.5	No	Sea
490	16.5	Yes	Sea/aerosol/cloud
565	15.5	No	Sea
670	15.0	Yes	Land/aerosol/cloud
763	11.0	No	Oxygen pressure of cloud
765	38.0	No	Oxygen pressure of cloud
865	33.5	Yes	Land/aerosol/cloud
910	21.0	No	Stem inversion
1020	17.0	No	

$$R_{670} = \pi I / (\cos \theta_s F_0), \quad (1)$$

式中： I 为光强信息； θ_s 为太阳天顶角； F_0 为大气层外的太阳辐照度。

490 nm 波段的偏振反射率主要来自大气分子散射，其地表反射率（如植被和土壤）比较小，散射角为 $80^\circ \sim 120^\circ$ 的偏振相机对于大气气溶胶、卷云和含小水滴云均呈现很大的偏振反射率，云比晴空具有更小的大气分子光学厚度。因此，在非太阳耀光区域，使用分子散射偏振反射率最大时的方向 [散射角 $\gamma \in (80^\circ, 120^\circ)$] 进行云检测；忽略地表偏振，除去特别方向 ($\gamma \approx 140^\circ$) 的云虹和太阳耀光的影响，根据单次散射近似，490 nm 波段获得的大气分子光学厚度为

$$\tau_{490} = (16/3) \cos \theta_s \cos \theta_v R_{p490} / (1 - \cos^2 \gamma), \quad (2)$$

其中

$$R_{p490} = \pi \sqrt{Q^2 + U^2} / (\cos \theta_s F_0), \quad (3)$$

$$\cos \gamma = -\cos \theta_s \cos \theta_v - \sin \theta_s \sin \theta_v \cos \varphi, \quad (4)$$

式中： θ_v 为观测天顶角； R_{p490} 为 490 nm 波段的偏振反射率； φ 为相对方位角。

红外 865 nm 波段偏振图像主要用于海洋上空反射率的检测，它在 140° 散射角附近有更强的“积云”和“晴空”区分能力。这里仅讨论下垫面为陆地的范畴，因此对红外 865 nm 波段不予讨论。

2.2 半监督 Kmeans 聚类初分类

Kmeans 属于无监督分类方法，其分类策略是寻求类内距离的最小值和类间距离的最大值，以获得统计意义上的分类优化，但随机选取初始聚类中心会导致计算时间增加以及可能会陷入局部优化。利用历史样本作为半监督数据指导 Kmeans 初始聚

类中心的选择，可以减少迭代计算，改进初始种子的选取策略，有助于全局优化。算法流程如下：

1) 预处理。对图像数据集进行窗口采样，将窗口像元 x_i 的值 i 规整化 ($0 \sim 255$)，获取训练样本类直方图 h'_i ；

2) 计算历史样本类均值 $\mu_k = \sum_{i=0}^{255} h'_i i / (MN)$ ，其中 M 、 N 为图像块的大小， $k=1, 2$ ，分别表示“晴”和“云”，将 $(\mu_1^{670}, \mu_2^{670})$ 、 $(\mu_1^{490}, \mu_2^{490})$ 分别作为测量数据集分类为 C_k 的初始聚类中心种子；

3) 依次计算测量数据集 F 中的每个像素 x_i 到聚类中心 μ_k 的欧几里得距离，并将其分到距离最小的聚类中心所对应的 C_k 中；

4) 针对每类 C_k ，计算其聚类中心 $\mu_k = (1/|C_k|) \sum_{x_i \in C_k} x_i$ ，其中， $|C_k|$ 为类中像素个数；

5) 重复步骤 2)、3)，直到本次与上次聚类中心之差最小。

通过对波段 1 ($\lambda_1 = 670$ nm)、波段 2 ($\lambda_2 = 490$ nm) 的测量数据集进行 Kmeans 聚类，得到每个波段的初始目标，即 $C_1 = \text{“云”}$ ， $C_2 = \text{“晴空”}$ ，以及测量数据集的类直方图 h_i 。

2.3 阈值优化

2.3.1 获取基于统计特征的双亮度阈值

经过上述 Kmeans 聚类后，会出现两类分离和两类交叠的分类情况，如图 2(a)、(b) 所示，其中 T 为两类交叠的初始阈值。在两类交叠的情况下， μ_1 、 μ_2 为 C_1 、 C_2 类的均值， σ_1 、 σ_2 为类标准差， T_λ^{low} 、 T_λ^{high} 为 λ 波段“晴”和“云”的分类双亮度阈值， $T_\lambda^{\text{low}} = \mu_1 + 2\sigma_1$ ， $T_\lambda^{\text{high}} = \mu_2 - 2\sigma_2$ 。通过以两倍标准差获取的双亮度阈值对于“晴”和“云”初分类具

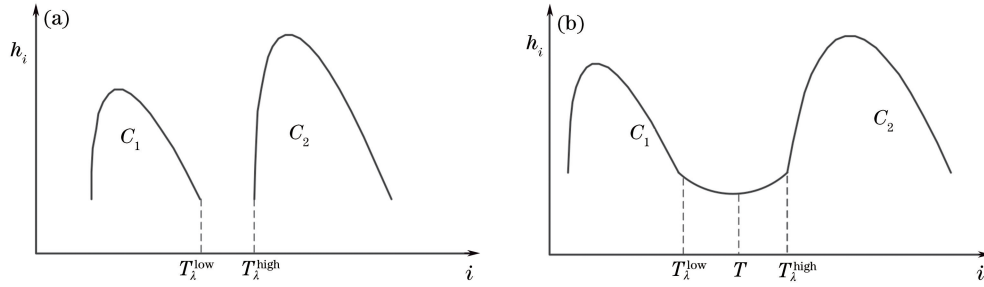


图 2 直方图。(a)两类分离;(b)两类交叠

Fig. 2 Histograms. (a) Separated two categories; (b) overlapped two categories

有大概率的支撑。当 $\lambda_1 = 670 \text{ nm}$ 时,像素值 $i \geq T_\lambda^{\text{high}}$ 属于“云”, $i \leq T_\lambda^{\text{low}}$ 属于“晴”。当 $\lambda_2 = 490 \text{ nm}$ 时,像素值 $i \geq T_\lambda^{\text{high}}$ 属于“晴”,像素值 $i \leq T_\lambda^{\text{low}}$ 属于“云”。

2.3.2 模糊区 Ω 单通道置信度因子求解

两类交叠的初始阈值 $T = \{\arg \max_i x_i | x_i \in C_1\} \approx \{\arg \min_i x_i | x_i \in C_2\}$, 阈值 T 周边存在检测的信任模糊区间, 设为 $\Omega \in (T_\lambda^{\text{low}}, T_\lambda^{\text{high}})$ 。设 $\gamma = T$, $\alpha = T_\lambda^{\text{low}}, \beta = T_\lambda^{\text{high}}$, 取 $\lambda_1 = 670 \text{ nm}$ 建立的反射率数据集 F_1 , 其像元值 $i \geq \beta$ 定义为“云”支持证据区间, $i \leq \alpha$ 定义为“云”拒绝证据区间, 如图 3(a) 所示; 取

$\lambda_2 = 490 \text{ nm}$ 建立的大气光学分子厚度数据集 F_2 , 其像元值 $i \geq \beta$ 为“云”拒绝证据区间, $i \leq \alpha$ 为“云”支持证据区间, 如图 3(b) 所示。定义 F 中的 x_i 像元处于开区间 (α, β) 内的 i 为 ω , 已知 F_1 模糊区晴空置信度因子 $F_{\text{clear}}^1(\alpha) = 1$, 云置信度因子 $F_{\text{cloud}}^1(\beta) = 1$, 并且 $F_{\text{clear}}^1(\gamma) = F_{\text{cloud}}^1(\gamma) = 0.5$, 根据 (α, β) 区间对应的两类目标直方图曲率, 用分段线性法求得像元 x_i 属于“云”或“晴”的单通道置信度因子 $F_{\text{clear}}^1(\omega), F_{\text{cloud}}^1(\omega)$ 。

F_2 单通道置信度因子 $F^2(\cdot)$ 的计算方法类似, 但 $F_{\text{clear}}^2(\beta) = 1, F_{\text{cloud}}^2(\alpha) = 1$ 。

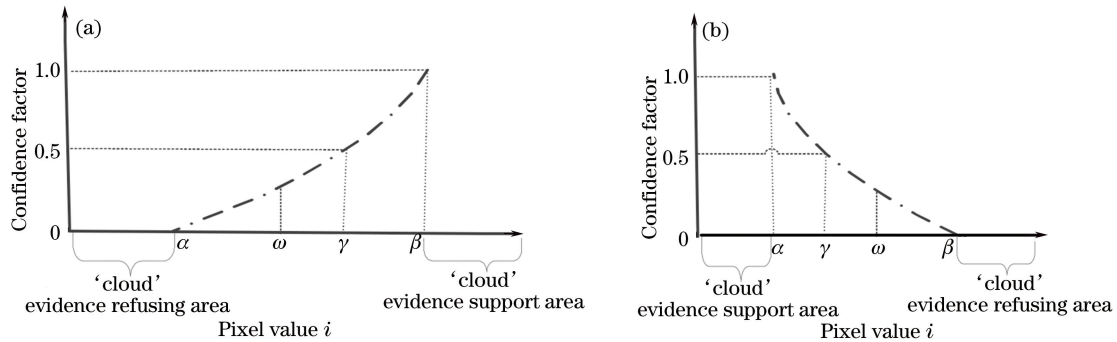


图 3 数据集 F_1 和 F_2 的阈值模糊区信任度关系。(a) F_1 ; (b) F_2

Fig. 3 Relationship of confidence factors in fuzzy areas of datasets. (a) F_1 ; (b) F_2

2.3.3 模糊区 Ω 双通道联合置信度因子求解

获得模糊区单通道置信度因子后, 再用 D-S 证据理论对分类不确定性进行融合推理, 将数据集的单独决策结果进行关联处理, 通过组合规则, 将多证据合并成一个新的证据, 得到联合置信度因子。假设 F_1 像素属于“云”的信任度为 $M_1(\text{cloud}) =$

F_{cloud}^1, F_2 属于“云”的信任度为 $M_2(\text{cloud}) = F_{\text{cloud}}^2$, F_1 像元属于“晴”的信任度为 $M_1(\text{clear}) = F_{\text{clear}}^1, F_2$ 像元属于“晴”的信任度为 $M_2(\text{clear}) = F_{\text{clear}}^2$, 其中 $M(\cdot)$ 称为 Mass 信任函数。依据 Dempster 合成规则, 计算该像元属于“云”或“晴”融合后的联合置信度因子。首先, 求归一化因子

$$K = \sum M_1(B)M_2(C) = M_1(\text{cloud})M_2(\text{cloud}) + M_1(\text{clear})M_2(\text{clear}) = P_1P_2 + (1 - P_1)(1 - P_2), \quad (5)$$

式中: B, C 为检测目标, 值为“云”或“晴”, $B \cap C \neq \emptyset$; P_1 为 $M_1(\text{cloud})$; P_2 为 $M_2(\text{cloud})$ 。由于 α 或 β 已被分类到支持证据区域, 因此排除了 P_1P_2 为 0 或 1 的情况。其次, 求“云”的联合置信度因子

$$\begin{cases} M(\text{cloud}) = K^{-1} \sum M_1(B)M_2(C) = K^{-1}M_1(\text{cloud})M_2(\text{cloud}) = P_1P_2/K \\ M(\text{clear}) = 1 - M(\text{cloud}) \end{cases} \quad (6)$$

最后利用“云”和“晴空”的 Mass 值差进行融合分类后的判断,如果 $|M(\text{cloud}) - M(\text{clear})| \leq \epsilon$, 设 $\epsilon = 0.15$, 则该像元为“混合像元”; 否则, 继续判断, 若 $M(\text{cloud}) > M(\text{clear})$, 则像元为“云”, 否则为“晴”。

3 实验与分析

选取 POLDER3 于 2008 年 8 月的经纬度

$\{(107.79118^\circ, 48.30556^\circ) \sim (110.2135^\circ, 48.30556^\circ)\}$
 $\{(104.54096^\circ, 46.69444^\circ) \sim (106.8902^\circ, 46.69444^\circ)\}$ 共 30×30 个像素点的卫星数据作为测试对象。图 4(a)、(b)所示分别为采用 POLDER 云检测的结果和所提方法获得的云检测结果, 其中蓝色标记“云”像元, 红色标记“晴”像元, 绿色标记“混合”像元。3 类像元个数的机器统计如表 2 所示。

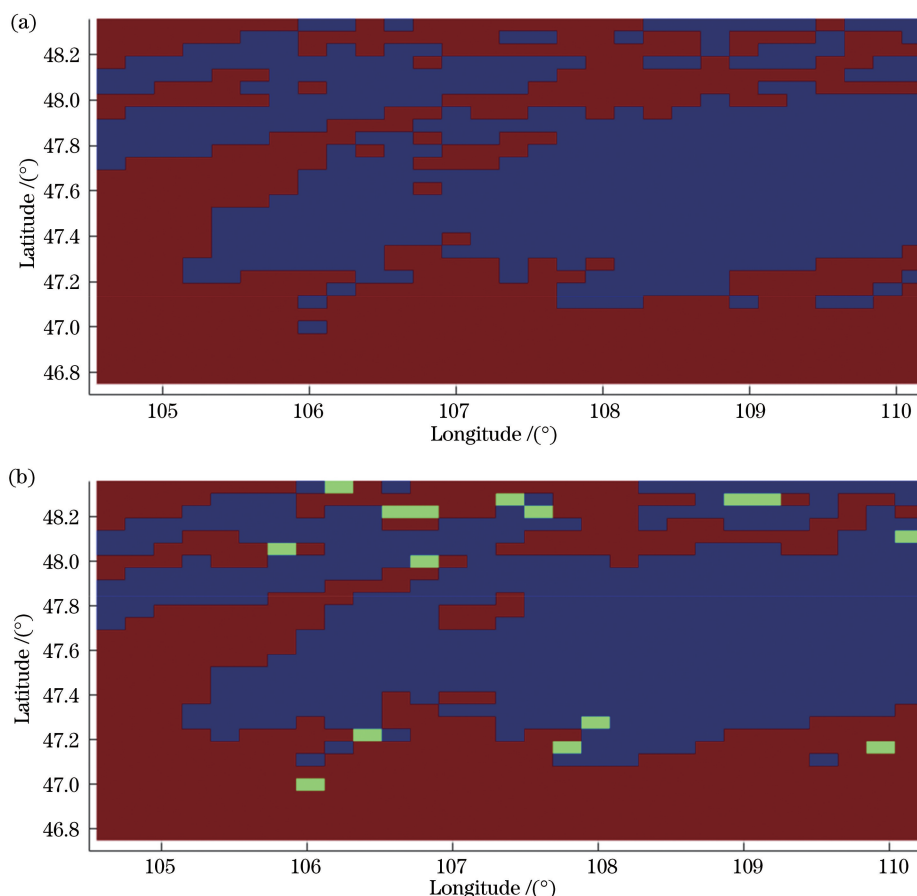


图 4 云检测结果。(a) POLDER 法; (b) 所提方法

Fig. 4 Results of cloud detection. (a) POLDER method; (b) proposed method

表 2 POLDER 法与所提方法检测分类的像元个数
 Table 2 Pixel numbers of categories for POLDER method and proposed method

Method	Clear	Cloud	Mixed
POLDER method	441	459	0
Proposed method	446	438	16

为了计算两种方法分类结果位置分布的符合度, 对所提方法与 POLDER 法检测的 30×30 个像元结果对应的 H5 数据(如图 5 所示)进行逐像元目

测。将图 5 中混合像元用圆框表示, 共 16 个, 记为 N_{mixed} ; 将 POLDER 法检测为 0 而所提方法检测为 100 的像元用方框表示, 共 9 个, 记为 $N_{\text{transcloud}}$, 其“晴”像元数的变化率为 2%; 将 POLDER 法检测为 100 而本方法检测为 0 的像元用三角形表示, 共 20 个, 记为 $N_{\text{transclear}}$, 其“云”像元数的变化率为 4.35%。两种方法类分布的符合度为 95%, 即

$$\text{Conf} = 1 - (N_{\text{transclear}} + N_{\text{transcloud}} + N_{\text{mixed}}) / (30 \times 30) = 0.95. \quad (7)$$

通过对图 5 进行目视评价可知:图 5(b)中三角框与方框的像元约有 70%位于分类边缘,原因是忽略了阈值模糊区的存在,从而在边缘处发生误检;其余 30%发生在该像素与其四邻域类别不同的孤立点,原因是该孤立点与时空变化有关,从而导致误判。根据所提方法检出的图 5(b)中圆框像元的位置和特征可以发现,圆框出现在像元阈值模糊区以

及两类目标过渡的空间范围。由于 POLDER 法的像元分辨率为 $6\text{ km} \times 7\text{ km}$,因此该范围的大气中可能存在碎云、薄云,同时也可能存在“云”和“晴”,这些现象导致产生了混合像元。(7)式表明,两种方法的检测结果符合度为 95%。由于缺乏混合像元细分类,因此尚不能得出总体正确率的比较,但所提方法在云边缘处检测的敏感性是明显的。

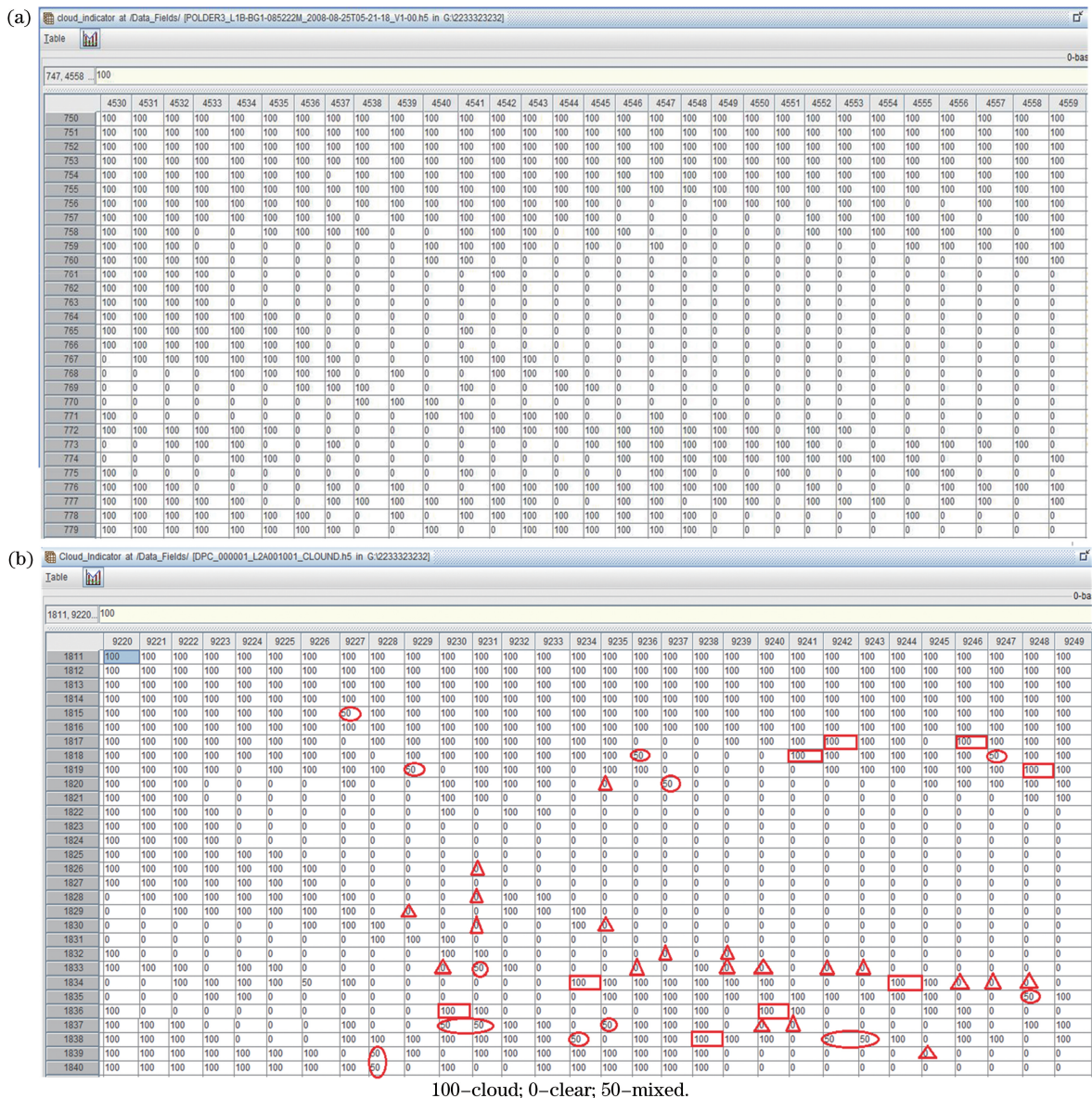


图 5 云检测 H5 数据。(a) POLDER 法;(b)所提方法

Fig. 5 H5 dataset of cloud detection. (a) POLDER method; (b) proposed method

4 结 论

目前,基于经验阈值的云检测方法通常是逐像元将阈值与当前值进行比较,阈值的选取一是依据历史经验,二是依据图像本身的信息。前一种阈值

选取方法比较简单,但是无法考虑像元噪声、周边像元,以及地物演变或载荷误差的影响;后一种阈值选取方法虽然有利于提高阈值分割的准确性,但缺乏提高阈值周边模糊区像元分辨能力的研究,模糊区的存在往往会影响云边缘检测的准确性。

针对以上问题,本课题组提出了阈值优化方法。所提方法具有以下特点:1)利用初估的历史样本作为种子指导改进 Kmeans 聚类算法,相比原算法随机选择初始种子更合理,从而加快了收敛;2)通过计算聚类后两类目标类均值和标准差的统计特性,获得双亮度阈值,可以提高像元初分类的可信度;3)为解决类边界处的不确定性,结合多通道偏振信息,利用证据融合获取目标联合置信度,有利于修正类边缘处的误分类。

实验表明,所提方法执行过程中人工干预少,计算自动化程度较高。POLDER 法与所提方法的分类符合度相近,但所提方法能校正发生在云边缘处的误检,对云边缘处分类具有敏感性。对于混合像元的细分需要进一步研究,且需通过更多的实验来证明所提方法的稳健性。

参 考 文 献

- [1] Guo H, Gu X F, Xie D H, *et al.* A review of atmospheric aerosol research by using polarization remote sensing[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1873-1880.
郭红, 顾行发, 谢东海, 等. 大气气溶胶偏振遥感研究进展[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1873-1880.
- [2] Huang H L, Yi W N, Qiao Y L. Validation of retrieving aerosol optical parameters over the sea using airborne directional polarized camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(6): 0601004.
黄红莲, 易维宁, 乔延利. 基于航空偏振相机的海上气溶胶光学特性反演与验证[J]. *光学学报*, 2014, 34(6): 0601004.
- [3] Cheng T H, Chen L F, Gu X F, *et al.* Cloud phase classification and validation based on multi-angular polarized characteristics of cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(10): 1849-1855.
程天海, 陈良富, 顾行发, 等. 基于多角度偏振特性的云相态识别及验证[J]. *光学学报*, 2008, 28(10): 1849-1855.
- [4] Sun X, Zhao H J. Retrieval algorithm for optical parameters of aerosol over land surface from POLDER data[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(7): 1772-1777.
孙夏, 赵慧洁. 基于 POLDER 数据反演陆地上空气溶胶光学特性[J]. *光学学报*, 2009, 29(7): 1772-1777.
- [5] 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.
- [6] Buriez J C, Vanbauce C, Parol F, *et al.* Cloud detection and derivation of cloud properties from POLDER[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(13): 2785-2813.
- [7] Zhu Z, Woodcock C E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118: 83-94.
- [8] Shan N, Zheng T Y, Wang Z S. High-speed and high-accuracy algorithm for cloud detection and its application[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(6): 1138-1155.
单娜, 郑天焄, 王贞松. 快速高准确度云检测算法及其应用[J]. *遥感学报*, 2009, 13(6): 1138-1155.
- [9] Xia Y, Cui S C, Yang S Z. Cloud detection method for high resolution satellite image based on multi-dimensional features[J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2017, 12(6): 465-473.
夏雨, 崔生成, 杨世植. 综合高分卫星图像多维特征云检测方法[J]. *大气与环境光学学报*, 2017, 12(6): 465-473.
- [10] Wang W, Song W G, Liu S X, *et al.* A cloud detection algorithm for MODIS images combining Kmeans clustering and multi-spectral threshold method[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(4): 1061-1064.
王伟, 宋卫国, 刘士兴, 等. Kmeans 聚类与多光谱阈值相结合的 MODIS 云检测算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(4): 1061-1064.
- [11] Jin Z Q, Zhang L, Liu S C, *et al.* Cloud detection and cloud phase retrieval based on BP neural network [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2016, 14(5): 74-77.
靳泽群, 张玲, 刘神聪, 等. 基于 BP 神经网络的云检测和云相态识别[J]. *光学与光电技术*, 2016, 14(5): 74-77.
- [12] Xia M, Shen M Y, Wang J F, *et al.* Cloud fraction of satellite imagery based on convolutional neural networks [J]. *Journal of System Simulation*, 2018, 30(5): 1623-1630.
夏旻, 申茂阳, 王舰锋, 等. 基于卷积神经网络的卫星云量计算[J]. *系统仿真学报*, 2018, 30(5): 1623-1630.
- [13] Kang X G, Sun L X. Automatic cloud detection algorithm on artificial neural networks[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2005, 6(5): 506-510.
康晓光, 孙龙祥. 基于人工神经网络的云自动检测算法[J]. *解放军理工大学学报(自然科学版)*, 2005, 6(5): 506-510.
- [14] Wang F C, Liu X T, Huang S C. Target fusion

detection with multi-feature based on fuzzy evidence theory[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(3): 713-719.

王凤朝, 刘兴堂, 黄树采. 基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法[J]. 光学学报, 2010, 30(3): 713-719.

[15] Liu H Y, Zhao Z G, Ba H X. Multisensor target

identification method based on weighted evidence combination[J]. Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2005, 6(6): 521-524.

刘海燕, 赵宗贵, 巴宏欣. 一种基于加权证据合成的多传感器目标识别方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2005, 6(6): 521-524.