

基于模糊聚类的大视场地基光学天文图像 薄云识别与分析

李晓龙^{1,2}, 蔡洪波^{1*}, 黎华丽^{1**}, 魏建彦^{1***}

¹中国科学院国家天文台空间天文与技术重点实验室, 北京 100101;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 为了提高天文观测的效率,需要对夜间地基光学天文观测中薄云的识别和影响程度评估的算法进行研究。首先,分析了云对地基光学天文观测的影响和传统地基云图的算法后,选取大视场地基光学天文设备地基广角相机阵(GWAC)的图像进行研究。其次,通过GWAC图像的灰度分布等特性的对比分析,选取模糊C均值聚类(FCM)算法处理受薄云影响的GWAC图像。然后,应用FCM算法,通过重复多组实验,选定合适的聚类层次数、迭代次数和平滑因子等关键参数。最后,将FCM算法结果与传统天文学的恒星消光方法进行比较。设置平滑因子为1.5,聚类层次数为5,经过10次循环迭代计算后,FCM算法将夜晚的天空背景聚类成5个层次。层次分布结果与目测云层厚度分布相符,且与更精确的传统天文学恒星消光方法的结果也吻合。对于大视场地基光学天文图像中的薄云,FCM算法可以有效地识别并分析出其厚薄分布结构,即能对薄云的影响程度进行分级评估。此FCM算法有望结合更大视场的鱼镜头和CCD相机的监测设备,研发出一类自动监测和实时评估云层分布和影响程度的专用设备,提高地基光学天文观测的效率。

关键词 图像处理; 地基光学天文; 大视场; 云监测; 模糊C均值聚类; 地基广角相机阵

中图分类号

文献标志码

DOI: 10.3788/LOP202259.1610010

Recognition and Analysis of Thin Clouds in Optical Astronomical Images of Large Field-of-View Ground-Based Telescope Based on Fuzzy Clustering

Li Xiaolong^{1,2}, Cai Hongbo^{1*}, Li Huali^{1**}, Wei Jianyan^{1***}

¹CAS Key Laboratory of Space Astronomy and Technology, National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract To enhance the efficiency of astronomical observations, studies on algorithms for recognizing and evaluating the degree of effect of thin clouds on ground-based optical astronomical observations at night are necessary. First, we select images of ground-based wide angle camera array (GWAC), a large field-of-view ground-based optical astronomical equipment, after analyzing the effects of clouds on ground-based optical astronomical observations and traditional ground-based cloud map algorithms. Then, based on the comparison of the GWAC image characteristics, such as gray-scale value distribution, we select the fuzzy C-means clustering (FCM) algorithm to process the GWAC images affected by thin clouds. Next, by repeating multiple sets of experiments, the appropriate key parameters such as the number of clustering layers, the number of iterations, and the smoothing factor are selected using the FCM algorithm. Finally, the FCM algorithm's results are compared to those of the traditional astronomical star-extinction method. Set the smoothing factor to 1.5 and the number of clustering layers to 5, after 10 cycles of iterative calculations, the FCM algorithm clusters the night sky background into 5 layers. The results of the hierarchical distribution match the cloud thickness distribution estimated via naked eye as well as the results of the accurate traditional astronomical star-extinction method. The FCM algorithm can effectively recognize and analyze the thickness distribution structure of thin clouds in optical astronomical images from large field-of-view ground-based telescopes, allowing it to grade the effect of thin clouds. Using a larger field-of-view fisheye lens and CCD cameras with this FCM algorithm, it is promising to develop an equipment for monitoring the distribution of thin clouds and evaluating the degree of effect in real-time, which would enhance the efficiency of ground-based optical astronomical observations.

Key words image processing; ground-based optical astronomy; large field-of-view; cloud monitoring; fuzzy C-means clustering; ground-based wide angle camera array

收稿日期: 2021-04-01; 修回日期: 2021-06-01; 录用日期: 2021-07-13

通信作者: *chb@bao.ac.cn; **lhl@nao.cas.cn; ***wjy@nao.cas.cn

1 引言

对地基光学天文观测而言,云会造成很大影响。首先,云层降低了大气的透明度,即增加了天文消光,这使得天文观测效率下降,当云层很厚时,甚至造成不可观测;其次,云层的空间分布存在不均匀性,这造成望远镜观测视场内透明度的不均匀性,并且这种不均匀性随云层的运动和内部变化而快速变化,这种外来的不均匀性及其变化很难通过定标消除,会直接影响到天文观测的精度。实际观测中,当多云或云层很厚时,通常就直接停止地基光学天文观测;而少云或云层较薄时,通常会继续进行天文观测。如果能实时知道观测点上空的云层分布和消光信息,就能指导望远镜指向无云或云层较薄(消光小)的天区,帮助提高地基光学天文观测的效率和质量。

卫星云图的广泛运用给地基光学天文观测提供了一些帮助,特别是当天和未来几天的天气预报及大范围的卫星云图信息,为判断气象条件提供了信息支持,但目前的卫星云图还不能为地基光学望远镜提供精确的指导信息。一方面,网上提供的卫星云图的空间分辨率还比较低,不能满足引导望远镜指向的精度要求;另一方面,卫星云图的实时性不强,网上提供的云图服务的更新时间间隔通常在小时量级,跟不上云图的变化速度。因此,目前还需要在天文观测台站对天空的云图的分布和消光进行实时观测和分析,才能满足空间分布精度和更新频率方面的要求。

在地基云图的观测和研究相关领域,早在 1977 年, Hoyt^[1]就基于日照计提出了一种云量估算方法,但该方法应用场景只能为白天,而且云层较薄时会使整体结果产生很大误差;1992 年,通过滤波与区域填充的方法, Davis 等^[2]提取了云的边界和其内部区域,该方法使用的是白天的地基云图,且薄云的边界判断精度比较差; Whole-Sky Imager (WSI)^[3-4](2001)、Total Sky Imager (TSI)^[5](2004)及国内的全天空数码相机^[6](2002)等设备通过计算天空的红蓝波段图像的灰度值比值,利用经验阈值或固定阈值检测云,但云层较薄时,阈值的设置相对困难,检测效果不佳,且使用的也是白天的地基云图;2006 年, Souza-Echer 等^[7]提出一种基于饱和度的云检测方法,该方法使用一低一高两个阈值,将天空检测结果分为云、天空和不确定三类,但该方法只用在区分高纬度地区的云图上,其中的不确定类未能继续分类判断,且使用的也是白天的地基云图;2008 年,通过提取图像中的统计纹理信息和傅里叶变换特征等, Calbó 等^[8]进行了云状识别,实现了云的监督分类,但该方法需要人工选择样本进行预先分类学习,且使用的也是白天的地基云图。

众多已有算法的应用场景基本都是白天的地基云图,很少有应用在夜晚的地基云图上的,能否满足地基光学天文需要的夜晚地基云图分析还有待实验

证。因此,需要发展和研究一种夜间地基云图分析算法。

在实际天文观测中,传统上通过测量受云层影响的天区的恒星的消光值,来评估云所造成的影响程度,通过定标和分析计算,消光值可以测量得很准确,甚至优于 1%。传统的天文测消光方法,虽然可以很精确地评估云层对观测的影响程度,但存在两个明显的缺陷。首先,由于恒星空间分布的离散性,不能对云的影响程度进行连续的成片的评估;其次,要想提高观测到的恒星的密度,通常需要更高的灵敏度,也就是更大口径的望远镜,但更大口径的望远镜,通常视场就更小,不利于观测大范围的云图。比如,国家天文台兴隆观测站的 2.16 m 望远镜,其观测视场通常小于 10',而少云天气的云图的结构尺度通常达到了几度、乃至几十度。因此,为了观测和分析地基云图,需要大视场的观测设备。

地基广角相机阵(GWAC)^[9]是中法合作空间变源监视器天文卫星项目的地基观测分系统,其科学目标是观测以伽玛暴、引力波光学对应体为主的短时标光学暂现源。GWAC 由 36 个有效口径为 18 cm 的宽视场望远镜组成,每个望远镜配备了 4096×4096 的 CCD 相机,每个望远镜的视场为 12.8°×12.8°,其获得的夜间天文观测图像比较适合用于云图的分析算法研究。

本文利用模糊 C 均值聚类(FCM)算法,将受薄云影响的 GWAC 图像划分为 5 个区域层次,而选例中薄云对星等值影响的浮动范围仅为 1.5 个星等左右,且各个云的区域层次与其星等值差值的分布显示出良好对应。所提方法有效且精度较好,可以指导望远镜的观测和作为后续数据处理修正的参考。该方法也有望结合独立硬件设备搭建测云仪器,在更大视场上数值化评估云对地基天文观测的影响。

2 GWAC 图像特性对比分析

在实际地基光学天文观测中,当云层很厚时,图像质量受影响很大,很容易在图像中观察得到,通常就直接停止观测,所以分析厚云的意义不大;而较薄的云层,比较难于识别和判断其对图像质量的影响,所以本实验组主要关注薄云对地基光学天文图像的影响。图 1、图 2 分别为一幅典型的无月夜无云晴夜条件下 GWAC 图像和同一台望远镜的一幅典型的受薄云干扰时的 GWAC 图像及其各自的灰度直方图,直方图比例一致,灰度值分布范围为 0~65535。

通过[图 1(a)]和[图 2(a)]的直观对比可知,薄云在图像中的结构形态表现为起伏较为缓和的成片分布。从[图 1(b)、图 1(c)、图 2(b)、图 2(c)]可以看出:受薄云影响时,图像灰度值的主峰部分会略微右移,同时宽度变大,即天空背景部分对应的灰度值整体变大变散,这是因为云散射的光线提高了天空背景的亮度也扩大了它的范围;而图像灰度值最大部分的数量减

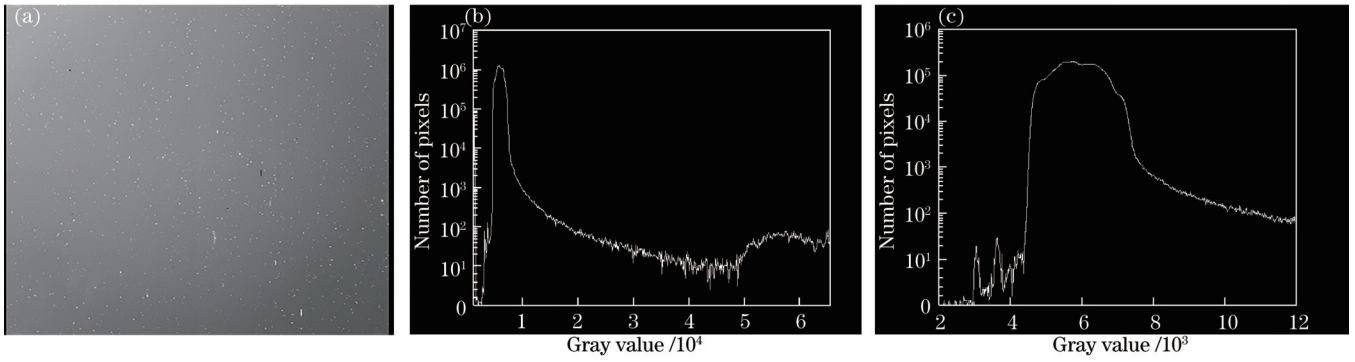


图 1 GWAC 图像(无月晴夜)。(a)原始图像;(b)灰度直方图;(c)直方图主峰

Fig. 1 Image of GWAC (clear night without moon). (a) Original image; (b) gray histogram; (c) histogram main peak

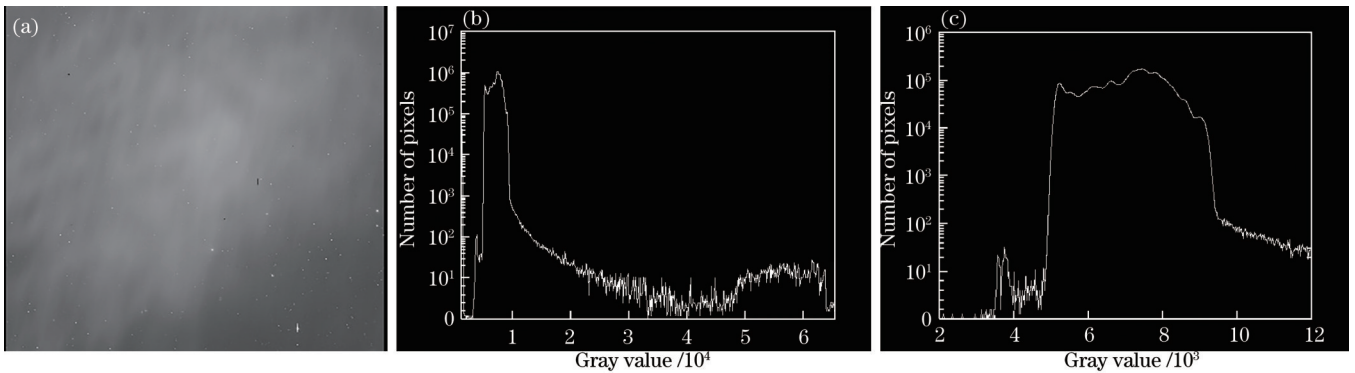


图 2 GWAC 图像(薄云时)。(a)原始图像;(b)灰度直方图;(c)直方图主峰

Fig. 2 Image of GWAC (thin clouds). (a) Original image; (b) gray histogram; (c) histogram main peak

少,即恒星天体部分对应的灰度值整体变小,这是因为云遮挡和吸收了恒星的部分星光。

灰度直方图的主峰部分代表着图像中天空背景部分,从[图 1(c)]和[图 2(c)]可以看出:无云时天空背景分布范围约为 4500~8000,起伏范围约 3500;有薄云时天空背景的分布范围约为 5000~9500,起伏范围约 4500。受到薄云的影响,天空背景变亮,而且不均匀性增大。通过类似的多组对比可知,薄云带来的天空背景亮度分布与无云时的天空背景亮度分布相比,总体符合上述规律,并且统计特性上的差别不明显,并不能将两者截然分开。

在第 1 节提到的传统的地基云算法中,若使用简单的阈值分割,则需要云与天空背景之间有较为明确的灰度值界线,否则会造成阈值设置困难,且识别的边界十分破碎难以连接;若使用边界提取或频域类算法,则需要图中有整体比较明确的梯度变化或纹理信息,但本研究的图像中薄云的起伏变化基本都比较平缓。这几类传统方法在本研究的特定图像中,对薄云的适用性较差,难以对云进行识别或内部厚薄分层。

受薄云影响时,天空背景亮度起伏变化会增加,识别云所在的区域及其厚薄程度,也就是依据亮度分布的大小和起伏进行的区域划分,根据亮度值对图像中的格点进行的区域划分可以看作是一种聚类分析。薄云到无云的过渡区域通常变化比较平缓,也就是说薄

云和无云区域难以截然区分,如果聚类分析时将不同层次之间边界绝对化,则会像阈值法一样使得边界破碎不能相对平滑相连。因此,模糊聚类算法可能比较适合夜空薄云的结构识别和分层分析。模糊聚类算法,一方面可以避免隶属的唯一性带来的边界破碎,聚类后可以根据结果再进一步确定边界,另一方面可以得到每个点对于几个聚类中心的不同隶属度,保留更多的隶属倾向性信息。

FCM 算法就是一种可以将数据模糊分类的典型算法,本实验组尝试利用 FCM 算法处理图像,提取其中的灰度分布。

3 FCM 算法介绍

FCM 算法属于数据挖掘常用技术中聚类发现方法中的一种,是聚类分析和模糊理论两者共同作用的产物,FCM 由硬 C 均值聚类(HCM)算法改进而来,加入了模糊这一特性。

给定数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 期望划分为 c 个子集, $2 \leq c \leq n$, 使相似的样本尽量在同一类。目标函数设定为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2, \quad (1)$$

式中: \mathbf{U} 为隶属度矩阵; \mathbf{V} 为聚类中心矩阵; u_{ik} 为元素 x_k 隶属于聚类中心 i 的隶属度, $u_{ik} \in [0, 1]$; m 为加权指数, $m \in (1, +\infty)$; d_{ik} 为元素 x_k 与聚类中心 i 的欧氏距

离。求取 $J(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 的最小值,有

$$u_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c (d_{ik} / d_{jk})^{2/(m-1)}, \quad (2)$$

$$v_i = \sum_{k=1}^n (u_{ik}^m x_k) / \sum_{k=1}^n u_{ik}^m, \quad (3)$$

式中:若 u_{ik} 只取 1 或者 0,并且令 $m=1$,则 FCM 算法退化为 HCM 算法。

FCM 算法的具体步骤如下:

1) 首先设定聚类层次数 c 、加权指数 m 、最大迭代数 B 、迭代停止阈值 ϵ , 然后进行初始化,选取样本范围内 c 个数据作为初始聚类中心 \mathbf{V}^b , b 为迭代计数器,初始值为 0。

2) 计算或更新隶属度矩阵 \mathbf{U}^{b+1} 。

3) 根据新的隶属度矩阵,计算新聚类中心 \mathbf{V}^{b+1} 。

4) 判断 $\|\mathbf{V}^{b+1} - \mathbf{V}^b\| < \epsilon$ 是否成立,成立则跳出算法,否则计算 $b \geq B$ 是否成立,成立则跳出算法,否则 $b=b+1$,并跳转至步骤 2)。

FCM 算法的核心是通过迭代不断修改聚类中心及隶属度矩阵,逐渐收敛为最终结果,是一种动态聚类,且其收敛性已得到了证明。FCM 相比于传统聚类,对初始化不敏感,具有较强的抗噪性,而且不需要人为提前分类或固定聚类中心。

由于 FCM 算法初始化不需要人为介入,可以直接加载图像进行处理,不必人工预先进行基本分类等操作;又由于算法收敛且对初始化不敏感,可以随机或均匀选取聚类中心进行初始化,最终可以通过迭代收敛至最终聚类结果。在结果中每个点对于每个聚类中心的隶属度不是非零即一,而是一个和为一的非负矩阵,这样可以根据其对不同聚类中心的隶属度的不同,更好地反映出此点的聚类倾向,保留了更多原始信息,方便进一步利用。

4 FCM 算法在 GWAC 图像中的云识别和分层应用

以图 2 为例,从[图 2(b)]可以看出,恒星星象对应的灰度值相对很大,且与其他部分有相对明确的较宽分界,在使用算法处理之前,在原图中使这部分的灰度值置为其周围背景的灰度值中值,减小其对聚类结果的影响。

为了较为快速地获取结果,降低算法复杂度,本实验组使用固定的聚类层次数。受薄云影响的图像可以粗略地分为 3 个部分,即基本不受影响区域、受影响较轻区域和受影响较重区域,聚类层次数不宜过多,但也要在图中反映出云的厚薄变化,经过实验调整,选取聚类层次数 $c=5$ 。

加权函数 m 又称平滑因子,影响着模糊类之间的分享程度, $m=1$ 时 FCM 退化为 HCM,聚类间不分享,隶属度退化为非 1 即 0,而 $m \rightarrow \infty$ 时,隶属度 $u_{ik} \rightarrow \frac{1}{c}$,聚类间趋向于平均共享。

参数 m 目前还没有面向问题的优选方法,也缺少有效性评价准则,可以视实验结果调整,经验取值范围为 1~5,实际应用中,大多数研究者认为 m 最佳取值范围为 1.5~2.5^[10-11]。

由于受薄云影响的图像本身就较难作出层次划分,在 $m=2$ 的实验中,分层结果的边界感仍过于模糊,经过多次实验,最终在 $m=1.5$ 、迭代次数为 8 次左右时,实验结果收敛,趋于稳定,且分层的边界感较好,故设置迭代停止次数 $B=10$ 。

图 3~7 为部分实验图像与其对应的处理结果图像,图 8 为结果图中灰度层次的对应说明。

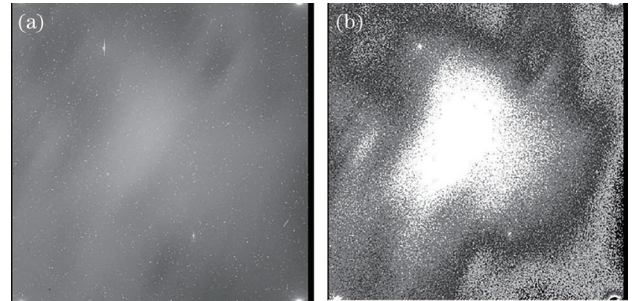


图 3 实验结果。(a)原始图像;(b)处理结果图

Fig.3 Experimental result. (a) Original image; (b) processing result

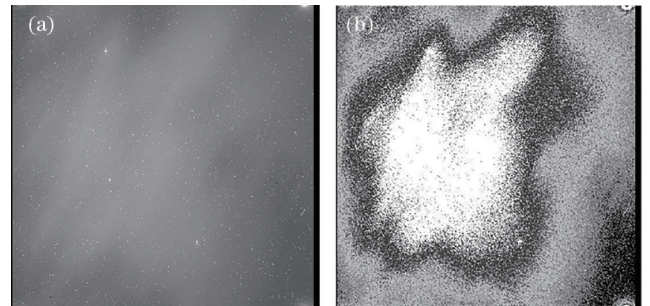


图 4 实验结果。(a)原始图像;(b)处理结果图

Fig.4 Experimental result. (a) Original image; (b) processing result

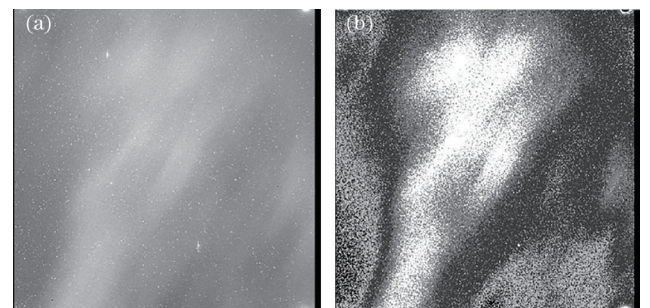


图 5 实验结果。(a)原始图像;(b)处理结果图

Fig.5 Experimental result. (a) Original image; (b) processing result

在分层结果图的每幅图中,用 5 种灰度值的点代替了原来的点呈现出的聚类结果,5 种颜色从左到右依次表示云的厚度递增,即从受云影响最小到受云影

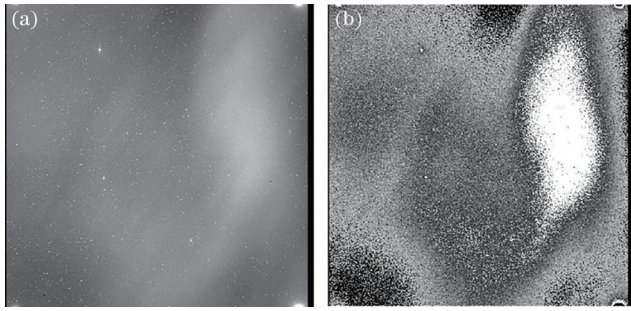


图 6 实验结果。(a)原始图像;(b)处理结果图
Fig. 6 Experimental result. (a) Original image;
(b) processing result

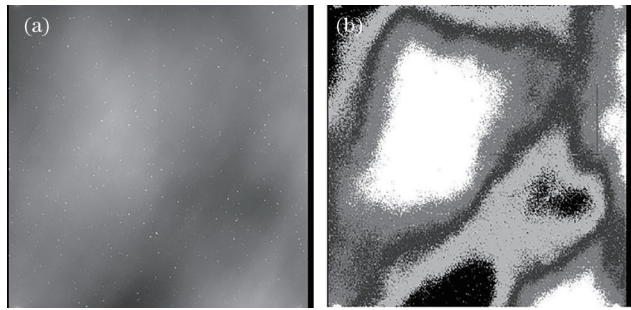


图 7 实验结果。(a)原始图像;(b)处理结果图
Fig. 7 Experimental result. (a) Original image;
(b) processing result



图 8 处理结果各图中的灰度层次含义

Fig. 8 Meaning of gray levels in each processing result

响最大的层次,同一灰度值代表隶属于同一个聚类中心。

需要注意的是,因为每幅图是单独处理的,聚类中心的选取又是最终自动收敛而成的,所以不同图之间

的同一个聚类层次,并不代表云层厚度区间一致,不同图之间不可以直接进行相互比较。

从处理结果中可以看出,分层算法与人眼判断的吻合结果良好,其中特别的,[图 7(a)]是夜空中有月但月亮并未进入视场情况下的图像,因为月亮的存在,处理结果[图 7(b)]中薄云的灰度梯度变化更为明显,更容易识别分层,边界更明确。

5 FCM 算法的效果检验

传统的天文方法利用受云影响的恒星的消光值,来评估云的厚薄程度,此方法虽然不能对云进行连续的成片性的评估,但精确度高,可以利用它来检验所提算法的有效性。为此,需要知道在受薄云影响的图像中的那些恒星,在同样条件下不受薄云影响时的星等值。

在地基光学天文图像中,星等值的计算需要经过一系列复杂的关系转换,除望远镜定标确定的转换关系外,在正常运行的拍摄中,给转换带来最大影响的因素就是因俯仰角不同带来的大气消光差异与因光学系统的不同带来的平场差异。为了验证云识别及分层算法的有效性,最确切且直接的方式即为找到一对除了云之外其他因素基本一致的图像:即同一台望远镜设备、在基本一致的俯仰角下,对同一个天区分别在无云和薄云天气条件下的观测图像。

本实验组在 GWAC 望远镜拍摄的相邻数天的图像中,搜寻拍摄参数基本一致的图像:挑选同一台望远镜在天顶区域附近、对同一个天区(相同的赤经和赤纬)拍摄的图像;从这些图像中,再选取无月晴夜即拍摄条件最好的图像和受薄云影响时拍摄的图像。如此便使得一组图除了云层条件不同,其他观测拍摄条件几乎都一致。图 9 即为找出的一组图,[图 9(a)]为受薄云影响下的图像,[图 9(b)]为无月晴夜下所拍摄图像。

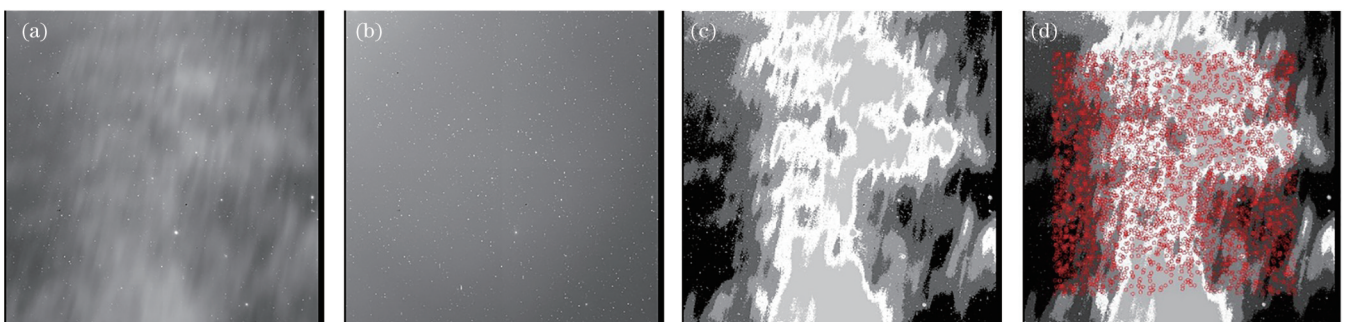


图 9 FCM 算法效果验证。(a)实验图;(b)对照图;(c)处理结果图;(d)交叉匹配图

Fig. 9 Effect verification for FCM. (a) Image for processing; (b) image for contrast; (c) processing result; (d) cross-match result

对这两幅图像同时进行参数一致的天文软件 sextractor 找星及位置的交叉匹配处理,在结果中筛去饱和星象(限制星象的灰度值在 60000 以下),筛去星等值过大的(亮于 6.5 等的),筛去图像边缘约 400 pixel 内的星象(图像外缘像质不够好),得到 3432

对星象识别结果,每对结果对应一个 DeltaMag,即两幅图中的星等值差值;同时,使用所提分层算法对[图 9(a)]进行划分,得到的 5 个层次的云层分布图如[图 9(c)]所示,将星象识别结果标记到[图 9(c)]中,如[图 9(d)]所示,确保匹配正确,并取得每个结果对

应的云层分布层次编号,云层次按照由薄到厚分别编号 1~5。统计每个云层层级下的识别结果数量及其 DeltaMag 中值,结果如表 1 所示。

把每个云层层级下的 DeltaMag 数据作出分布柱

表 1 云层次识别结果与每层中 DeltaMag 中值对应表

Table 1 Correspondence between cloud level recognition results and DeltaMag median in each level

Cloud level marker	1	2	3	4	5
Median of DeltaMags	0.630	0.766	1.024	1.169	1.462
Number of DeltaMags	224	960	797	914	537

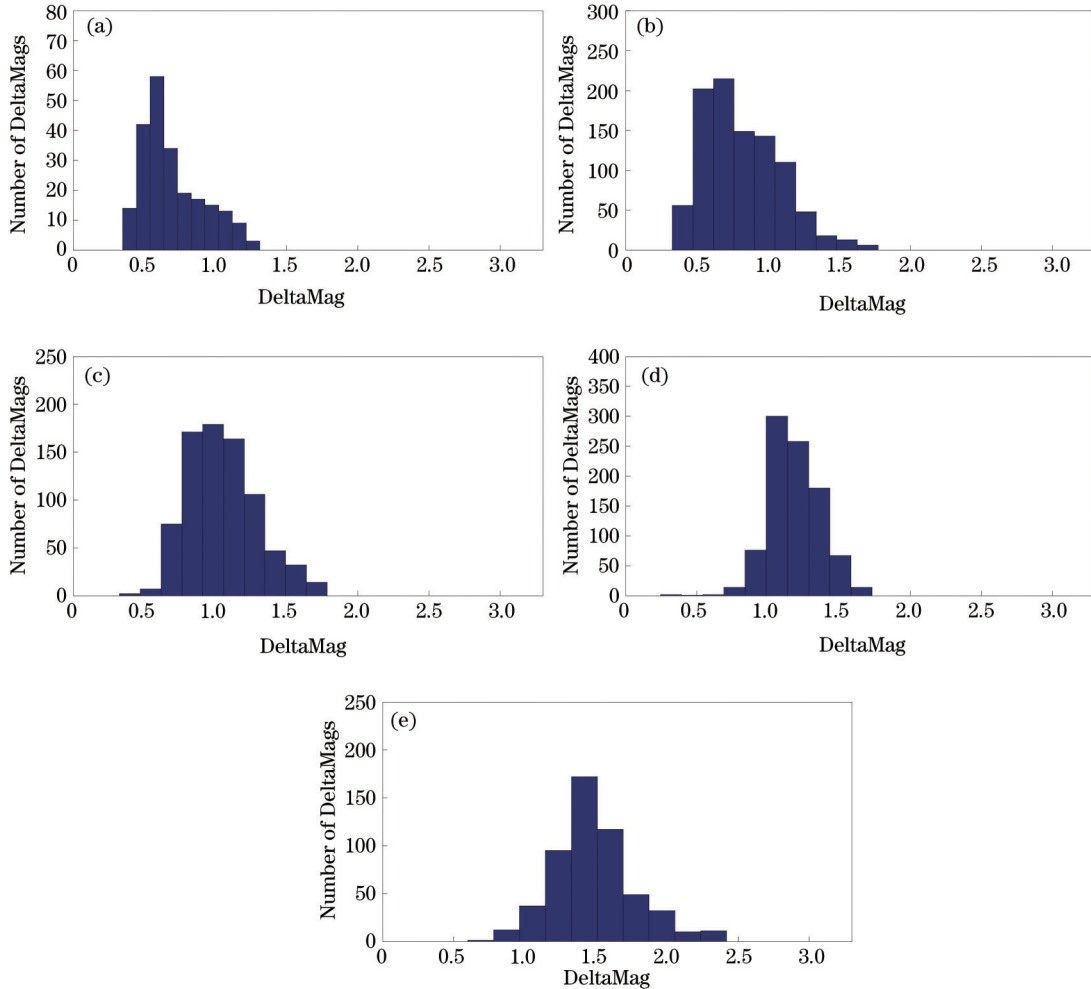


图 10 各云层次的 DeltaMag 分布柱状图。(a)云层次 1;(b)云层次 2;(c)云层次 3;(d)云层次 4;(5)云层次 5

Fig. 10 Histograms of DeltaMag by cloud level. (a) Cloud level 1; (b) cloud level 2; (c) cloud level 3; (d) cloud level 4; (5) cloud level 5

6 结 论

由于地基光学天文观测的特殊性,视场内云的边界很难确定,且由于多数情况下云内部较薄且起伏平缓,传统云检测方法很难取得可接受的效果。

从 FCM 算法出发,以 GWAC 图像为对象,设置平滑因子为 1.5,聚类层次数为 5,经过 10 次循环迭代计算后,可以将受影响程度约 1.5 个星等范围的图像划分为 5 个层次,并在更精确的恒星消光方法验证中

取得良好对应,初步取得了受薄云影响图像的分层结果。当云层稍厚时,层次之间的界限可以更加明确,或者增加分层数量;当薄云受月亮影响时(月亮未进入视场),云的消光效果更加明显,所提算法的效果更为显著。

除去少量数据,绝大多数 DeltaMag 值分布在 0.5~2.0 之间,宽度仅为 1.5 个星等,所提算法将其聚类成 5 个层次,由表 1 及图 10 可知,所提模糊聚类算法起到了有效的云识别与分层效果,但由于 FCM 本身存在的聚类间共享的特性,各层次互相之间都有不同程度的区域交叠。在星等差区间较小的情况下,可以适当减少聚类层次数使各层次之间界限更为明确。

状图,如图 10 所示,横轴为 DeltaMag 数值,纵轴为每个 DeltaMag 值对应数据数量,5 张图横轴一致,纵轴根据柱状图高度有所调整。

除去少量数据,绝大多数 DeltaMag 值分布在 0.5~2.0 之间,宽度仅为 1.5 个星等,所提算法将其聚类成 5 个层次,由表 1 及图 10 可知,所提模糊聚类算法起到了有效的云识别与分层效果,但由于 FCM 本身存在的聚类间共享的特性,各层次互相之间都有不同程度的区域交叠。在星等差区间较小的情况下,可以适当减少聚类层次数使各层次之间界限更为明确。

取得良好对应,初步取得了受薄云影响图像的分层结果。当云层稍厚时,层次之间的界限可以更加明确,或者增加分层数量;当薄云受月亮影响时(月亮未进入视场),云的消光效果更加明显,所提算法的效果更为显著。

取得良好对应,初步取得了受薄云影响图像的分层结果。当云层稍厚时,层次之间的界限可以更加明确,或者增加分层数量;当薄云受月亮影响时(月亮未进入视场),云的消光效果更加明显,所提算法的效果更为显著。

FCM 算法的优点是无需人为提前固定分类方式,可以只基于当前图像进行处理;对初始化不敏感,通过不断迭代收敛于最终聚类结果;具有较强的抗噪性,图像中部分噪点等因素对结果的影响很小。但因为计算

过程需要不断迭代,耗时较长,后续可以优化算法,提高其效率。

所提算法还可拓展到其他应用场景,例如在视场更大的图像中,云的厚薄变化倾向于更大,可以设定更多的聚类层次数 c ,以适应背景部分更多的分层变化,且视场更大的图像中灰度梯度变化会被压缩得较大一些,传统的阈值、梯度等云检测方法适用性可能会更好一些,可以与所提算法结合或者相互验证支持。还可以建立独立的云监测硬件设备,利用鱼镜头拍摄整个夜空,并结合所提算法设计出可以帮助地基光学天文望远镜更高效工作的云监测设备,并对薄云区域对星消光的影响给出分层数值化的评估。

致谢 作者特别感谢中国科学院国家天文台辛立平、孟宪民、韩旭辉给予的指导和帮助,感谢空间科学部部门提供的支持帮助。

参 考 文 献

- [1] Hoyt D V. Percent of possible sunshine and the total cloud cover[J]. Monthly Weather Review, 1977, 105(5): 648-652.
- [2] Davis G B, Griggs D J, Sullivan G D. Automatic estimation of cloud amount using computer vision[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 1992, 9(1): 81-85.
- [3] Buch K A, Sun C H, Thorne L R. Cloud classification using whole-sky imager data[C]//Ninth Symposium on Meteorological Observations & Instrumentation, March 27-31, 1995, Charlotte, NC, USA. [S.l.: s.n.], 1995: 353-358.
- [4] Slater D W, Long C N, Tooman T P. Total sky imager/whole-sky imager cloud fraction comparison[C]//Eleventh ARM Science Team Meeting Proceeding,

March 19-23, 2001, Atlanta, Georgia, USA. [S.l.: s.n.], 2001.

- [5] Kassianov E, Long C N, Ovtchinnikov M. Cloud sky cover versus cloud fraction: whole-sky simulations and observations[J]. Journal of Applied Meteorology, 2005, 44(1): 86-98.
- [6] 霍娟, 吕达仁. 全天空数字相机观测云量的初步研究[J]. 南京气象学院学报, 2002, 25(2): 242-246.
Huo J, Lü D R. Preliminary study on cloud-cover using an all-sky digital camera[J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology, 2002, 25(2): 242-246.
- [7] Souza-Echer M P, Pereira E B, Bins L S, et al. A simple method for the assessment of the cloud cover state in high-latitude regions by a ground-based digital camera[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2006, 23(3): 437-447.
- [8] Calbó J, Sabburg J. Feature extraction from whole-sky ground-based images for cloud-type recognition[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2008, 25(1): 3-14.
- [9] Cordier B, Wei J, Atteia J L, et al. The SVOM gamma-ray burst mission[C]//Proceedings of Swift: 10 Years of Discovery: PoS(SWIFT 10), December 2-5, 2014, La Sapienza University, Rome, Italy. Trieste: Sissa Medialab, 2015.
- [10] 宫改云, 高新波, 伍忠东. FCM聚类算法中模糊加权指数 m 的优选方法[J]. 模糊系统与数学, 2005, 19(1): 143-148.
Gong G Y, Gao X B, Wu Z D. An optimal choice method of parameter m in FCM clustering algorithm[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2005, 19(1): 143-148.
- [11] 石海霞, 叶水生. FCM聚类算法中模糊加权指数 m 的优化[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(5): 62-64, 73.
Shi H X, Ye S S. Optimizing fuzzy weighted exponent m in fuzzy c-means algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2009, 26(5): 62-64, 73.