

文章编号 1004-924X(2016)增-0591-09

可处理暗腔的日冕物质抛射检测新方法

许美慧, 尹建芹*, 张 玲, 姚 海, 于峻伟

(济南大学 信息科学与工程学院 山东省网络环境智能计算技术重点实验室, 山东 济南 250022)

摘要: 为了有效识别在大角度光谱日冕仪图像中的日冕物质抛射(Coronal Mass Ejections, CMEs), 提出了一种基于 k 均值的可以有效处理暗腔的识别方法。首先采用中值滤波进行预处理去除噪声, 然后采用 k 均值聚类算法对差分图像进行初步分类, 统计分类后各类别的分布特性, 利用该分布特性识别一级分类, 成功识别出明显的高亮 CME 图像和暗腔 CME 图像; 接着采用二次聚类方法, 对于识别成无 CME 的日冕仪图像采用分块策略和极坐标转换算法, 然后对其继续 k 均值聚类, 并对二次聚类结果进行统计, 利用分布特性完成二级分类。实验结果表明, 该算法能从拍摄的日冕仪图像中较有效地检测出 CME 图像, 并能在图像中直接标明和显示出 CME 区域点, 尤其对带暗腔的 CME 有较好的效果。对于高亮 CME 给出的具体测量阈值是第三类类心灰度值为 200~250, 对于暗腔 CME 给出的具体测量阈值是第一类类心灰度值在 120 以下, 且类内像素点在 1000~30000 之间。

关键词: CME; k 均值; 暗腔; 分块; 极坐标

中图分类号: **文献标识码:** A **doi:** 10. 3788/OPE. 20162413. 0591

New detection method for coronal mass ejection capable of dark cavity processing

XU Mei-hui, YIN Jian-qin*, ZHANG Ling, YAO Hai, YU Jun-wei

(School of Information Science & Engineering, University of Jinan; Shandong Key Laboratory for Intelligent Computing Technology of Network Environment, Jinan 250022, China)

* Corresponding author, E-mail: ise_yinjq@ujn.edu.cn

Abstract: A k-mean-value based identification method capable of effectively processing the dark cavity was put forward to effectively identify the Coronal Mass Ejections (CMEs) in wide-angle spectrometric coronagraph images. Firstly, median filter was adopted as preprocess algorithm to eliminate the noise, and then difference images was preliminarily classified through the k-mean-value clustering algorithm, distribution characters of each category were classified; The first classification was identified according to the distribution characters, thus the highlighted CME image and dark cavity CME image were successfully identified. Secondly, partitioning strategy and polar coordinate transformation were carried out in the coronagraph image identified with no CME through twice clustering method, and the k-mean-value clustering algorithm was applied in above image, statistics of the twice clustering results was made, and the secondary classification by virtue of the distribution characters was completed. The

收稿日期: 2016-06-05; 修订日期: 2016-06-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61203341, No. 61375084); 济南大学自然科学基金资助项目 (No. XKY1513); 济南大学博士基金资助项目 (No. 160081101)

results show that the method can effectively detect CME image in the coronagraph image, and can directly indicate and display the CME regional point, especially for those with dark cavity. The given measurement threshold based on highlighted CME is 200~250 for the center of third classification, while that based on dark cavity CME is lower than 120 for the center of the first classification, and the pixel point within the classification is between 1 000 and 30 000.

Key words: CME; k -mean-value; dark cavity; partitioning; polar coordinate

1 引言

日冕物质抛射 (Coronal Mass Ejections, CMEs) 是从太阳的日冕层抛射出来的物质,它是巨大的、携带磁力线的泡沫状气体,通常可以使用日冕仪在白光下观察到^[1-4]。日冕物质抛射是规模最大、对地球环境影响最为严重的太阳爆发活动现象,它表现为在几分钟至几小时内,约几十亿到几百亿吨的日冕物质以每秒几十公里至每秒一千多公里的速度从太阳向外剧烈抛射。抛射出来的物质主要是电子和质子组成的等离子体(此外还有少量的重元素,例如氦、氧和铁),随之而来的还有日冕磁场。抛射物若到达地球,会对地球环境造成极大影响。日冕物质抛射事件伴随着耀斑,会破坏无线电的传输,造成能量耗损,并对人造卫星和电力传输线等造成损害。通过拍摄的日冕仪图像研究是否存在日冕物质抛射物是非常必要的。人们期望通过数字图像处理从拍摄的图像中正确判别出 CME 的有无。在日冕仪 CME 图像中,灰度特征是较明显的特征之一,尤其在太阳挡板周围亮度会出现显著变化。基于此,本文希望通过灰度特征对 CME 图像进行分类,以达到识别 CME 的目的。

目前在 CME 识别领域面临着很多困难与挑战。首先,拍摄的 CME 图像中会有很多噪声干扰,比如行星、彗星或者宇宙中的射线等,它们都是以离散噪声点的形式呈现在 CME 图像上,这会在一定程度上影响 CME 的判别,所以需要先将会影响判断的离散噪声消除掉。另外 CME 在图像上呈现的不仅仅是亮块区,还有暗腔区,而暗腔 CME 也是 CME 图像的一类典型代表,CME 暗腔问题同样需要解决,即将亮、暗区域都能够很好地表示出来。

针对上述问题,本文使用图像灰度作为特征数据,进行处理时,首先应用中值滤波算法^[5]消除部分离散噪声。然后分级使用 k 均值聚类^[6]进行识别。在第一级识别中,通过 k 均值聚类识别出亮度区域大、亮度明显的 CME 和暗腔 CME;在第二级识别中,采用分块和极坐标策略^[7-8]分而治之,切割后的小图像块继续采用 k 均值聚类,同时采用极坐标以消除挡板影响,显示出 CME 区域,从而能够有效地找出亮块区和暗腔区不太明显的 CME,并通过大量的数据实验取得了类心及阈值。

现今国内外对日冕仪图像处理的研究并不是很多,有的以纹理等作为特征数据^[9]、有的关心动态特征^[10],曾昭宪^[11]提出了基于频谱突变分析的日冕物质抛射识别方法。该方法针对 CME 的视觉统计特性,利用频谱突变分析从观测图像中分离出 CME 区域,提取出角宽度、速度等 CME 特征。在国际上,Berghmans^[12]等人主要是通过霍夫变换对来自 CME 数据进行判别,并对 CME 的特征如位置角度等基本参量进行定量化描述,本文是以特点明显的灰度值作为特征数据,简单易取且效率高。 k 均值及改进的一些算法目前虽已有很多应用^[13],但用于 CME 图像识别的并不多见,因此本研究具有较高的实用价值。

2 基于 k 均值的 CME 识别的框架构成

本文中 CME 图像识别的整体框架如图 1 所示。分前期预处理和后期处理两大部分,其中无监督 k 均值算法是 CME 图像处理的核心。前期采用中值滤波进行预处理,后期采用两级检测方式进行有效识别。

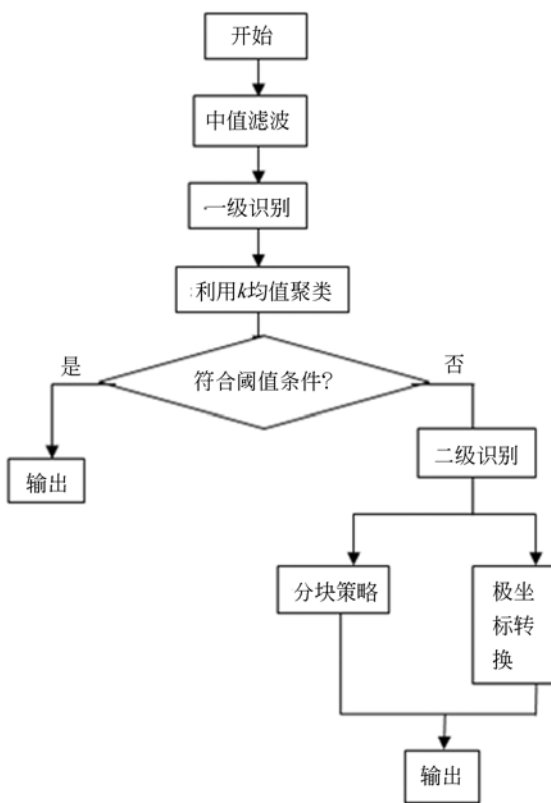


图 1 CME 图像识别整体框架图

Fig. 1 Overall framework for CME image recognition

3 CME 识别中的关键算法

3.1 中值滤波进行图像的预处理

由于行星及彗星等宇宙星体的干扰,会产生一些射线,导致日冕仪拍出的图像中会出现一些高亮白噪声。为减少这些噪声的影响,本文采用中值滤波进行预处理。

中值滤波是基于排序统计理论的一种能有效抑制噪声的非线性信号处理技术,中值滤波的基本原理是把数字图像或数字序列中一点的值用该点邻域中各点值的中值代替,让周围的像素值接近真实值,从而消除孤立的噪声点。所用工具为二维滑动模板,将模板内的像素按照像素值的大小进行排序,生成单调上升(或下降)的二维数据序列。二维中值滤波输出为 $g(x, y) = \text{med}\{f(x-k, y-l), (k, l \in W)\}$, 其中, $f(x, y)$, $g(x, y)$ 分别为原始图像和处理后图像。 W 为二维模板,通常为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 区域,其可以是不同的形状,如线

状,圆形,十字形,圆环形等。

中值滤波法对消除椒盐噪声非常有效,在图像处理中,中值滤波常用于保护边缘信息,是经典的用于平滑噪声的方法。CME 图像中的噪声就属于椒盐噪声,所以本文在 Matlab 中对其进行过滤预处理,以减少后期对 CME 识别的影响。

3.2 基于 k 均值算法的一级聚类

3.2.1 初始值选取

一级聚类中,选用 k 均值算法作为处理算法。 k 均值算法目前是一种应用最广泛的无监督聚类算法。在 CME 的图像识别中,它也是核心算法。它是将各个聚类子集内的所有数据样本的均值作为该聚类的代表点,算法的主要思想是通过迭代过程把数据集划分为不同的类别,使得评价聚类性能的准则函数达到最优,从而使生成的每个聚类类内紧凑,类间独立^[14]。日冕仪图像灰度在 0 ~ 255 之间,并且呈连续性特点,发生日冕物质抛射的区域和暗腔区域内的像素点连续且区域内部灰度极为相似,所以可以用 k -均值方法有效识别 CME。

因为 k -均值算法对于不同的初始值,可能会导致不同结果。所以开始时会根据日冕仪 CME 图像的灰度直方图的灰度变化来设置多组不同的初值,然后对比最后的运算结果,直到结果趋于稳定并使得时间复杂度最小,最终确定一组固定的初始值。

3.2.2 具体的算法实现

假设给定的数据集:

$$X = \{x_m \mid m = 1, 2, \dots, total\}, \quad (1)$$

其中: X 中的样本用 d 个描述属性 (A_1, A_2, \dots, A_d) 来表示,并且 d 个描述属性都是连续型属性。数据样本 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd})$ 其中, $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}$ 和 $x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd}$ 分别是样本 x_i 和 x_j 对应的 d 个描述属性 A_1, A_2, \dots, A_d 的具体取值。样本 x_i 和 x_j 之间的相似度通常用它们之间的距离 $d(x_i, x_j)$ 来表示,距离越小,样本 x_i 和 x_j 越相似,差异度越小;距离越大,样本 x_i 和 x_j 越不相似,差异度越大。

在日冕仪图像的 CME 识别中,各个像素点就是样本 x ,灰度值就是它的描述属性,灰度作为其描述特征,不同区域的灰度差异还是比较明显的。

采用的距离公式如下:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2}. \quad (2)$$

具体的算法实现如下:

a. 初始化 k 个聚类中心, 将样本分配给距它们最近的中心向量, 设初始中心向量为 \mathbf{P}_j , 使目标函数值减小。

$$\sum_{i=1}^n \min_{j \in \{1, 2, \dots, k\}} \|x_i - p_j\|^2, \quad (3)$$

b. 更新类平均值。

$$\bar{x}_j = \frac{1}{|c_j|} \sum_{x \in c_j} x, \quad (4)$$

c. 计算准则函数 E 。

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{x \in c_j} |x - \bar{x}_j|^2. \quad (5)$$

3.2.3 一级聚类结果的统计分析

在一级聚类中, 作为经典的无监督聚类方法, k 均值聚类具有简单、快速的优点。在 CME 识别的一级聚类中, 它的复杂度是 $O(n, k, t)$, 其中, n 是所有图像中的像素数目, k 是类的数目, t 是迭代次数。在日冕仪灰度图像中, n 的具体数目是 512×512 , k 的具体值是 3, 从复杂度上看还是高效率的。

由于待处理的图像, 包含高亮 CME 域、背景域及暗腔域 3 类比较有代表性的域。因此, 在一级分类中采用 3 个类别进行聚类, 聚出 3 个类心。分成 3 个类别会使得类内差异小、类间差异大, 符合实际需要。

一级聚类完成后, 对类别结果进行分析统计, 然后以统计结果进行识别。统计发现聚类后的数据值有较明显的规律, CME 的高亮区像素点的个数和暗腔区像素点的个数都在几千到几万不等, 一般都是大于 1 000, 小于 30 000。低于 1 000 的值, 都将其看成是噪声点。本文经过分析大量实验数据, 明确了阈值, 其中高亮区的阈值区间设为 200~250, 这主要针对的是高亮 CME 和高亮区和暗腔区并存的 CME, 利用此阈值的识别效果还是非常好的。

3.3 二级聚类

一级聚类完后, 根据阈值判断会出现两种结果, 有 CME 的区域和无 CME 的区域, 亮度和暗腔区不明显的 CME 都被判别成无 CME, 而实际上, 经人工肉眼观察的图像是有弱 CME 存在的, 为了成功地将这些不太明显的 CME 识别出来, 本文采用了分块策略和极坐标转换, 并进行了二级聚类。

3.3.1 分块策略

原始日冕仪图像的大小是 512×512 , 对于亮区、暗腔区较明显的 CME 来讲是比较容易识别的, 但若 CME 面积小, 且不太明显, 那么区分起来就不是那么容易了, 所以本文采取分块策略, 由大到小, 分而治之^[15]。将原始 CME 图像均分成 16 块, 对每一块进行聚类迭代, 则每一块上都会有相应的聚类结果。

3.3.2 极坐标转换

原始 CME 图像中会出现太阳挡板, 太阳挡板所占灰色像素比较多, 但对 CME 的识别并无用处, 并且在数字图像处理中会影响判别, 且会影响检测的效率, 尤其是在根据灰度值对弱 CME 进行聚类识别的时候, 所以在 CME 识别中采用了坐标转换算法, 将普通直角坐标系^[16]转换为极坐标系, 目的是将太阳挡板的影响减到最小, 方便聚类。为了更好地展示图像原貌, 在暗 CME 的处理中, 本文将分块策略和极坐标转换策略相融合。

本文中采用的极坐标转换需经过以下几步:

a. 将原直角坐标系图像放在图像矩阵中, 并获取到图像的宽和高。

$$[W, H] = \text{size}(\text{img}), \quad (6)$$

b. 根据下面的公式, 并通过循环遍历日冕仪图像中的像素点, 将其转换为极坐标图像。

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad (7)$$

$$\theta = \begin{cases} \arctan \frac{H/2 - y}{x - W/2}, & \text{if } y \leq H/2, x \geq W/2 \\ \pi - \arctan \frac{H/2 - y}{W/2 - x}, & \text{if } y \leq H/2, x \leq W/2 \\ \pi + \arctan \frac{y - H/2}{W/2 - x}, & \text{if } y \geq H/2, x \leq W/2 \\ 2\pi - \arctan \frac{y - H/2}{x - W/2}, & \text{if } y \geq H/2, x \geq W/2 \end{cases}, \quad (8)$$

4 实验结果与分析

4.1 一级识别

考虑到在 CME 图像中主要有暗区、一般灰度区(背景区)、亮区 3 类, 因此在实验中根据灰度值的不同设置了 3 个类心, 分别代表 B(第一类暗腔区类心)、G(第二类背景区类心)、W(第三类亮区类心), 并根据多幅人工鉴别的 CME 图像的灰度直方图(图 2 是其中一个示例)进行实验分析,

多次测试后设定类心的初始值为 85/125/155。实验证明,这样的初始值设定也可以减少时间复杂度、减少迭代次数,使类心更容易趋于稳定。聚类完成后将 3 类区域中的所有样本像素值分别重新赋值为 0/128/255。

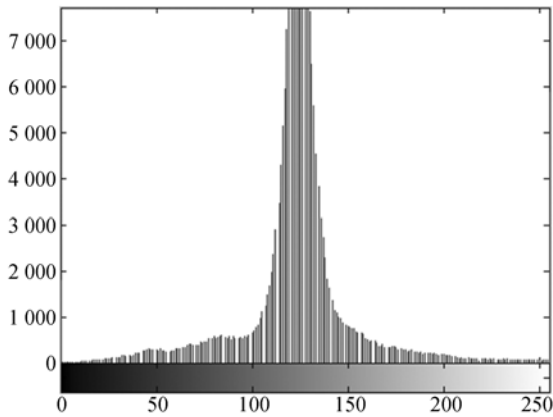
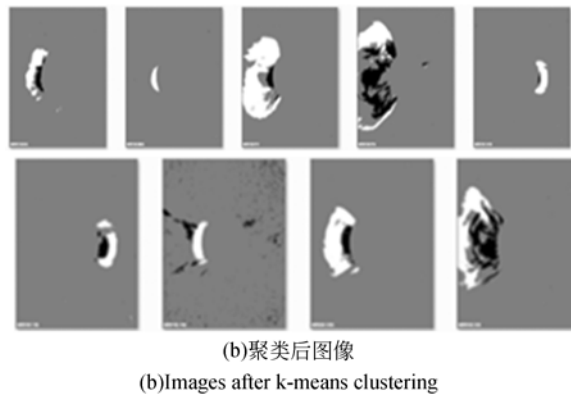


图 2 灰度直方图示例
Fig. 2 Example of grey histograms

4.1.1 一级聚类结果

图 3 所示的图片是暗腔区和高亮区比较明显的几幅典型 CME 图像的原始灰度值图像和 k 均值聚类后的图像的对比。

将其中一张图放大显示如图 4 所示。可见,经处理后的图像清晰地表示出了 CME 区域,包括亮区和暗腔区。



(b)聚类后图像
(b)Images after k-means clustering
图 3 原始图像和聚类后的图像
Fig. 3 Original images and corresponding images after clustering

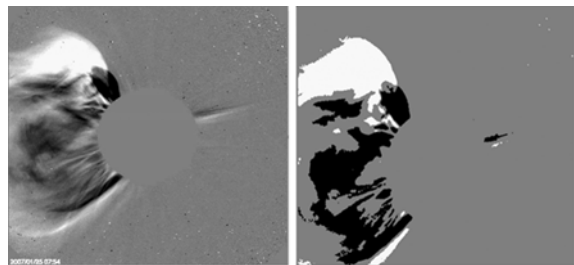
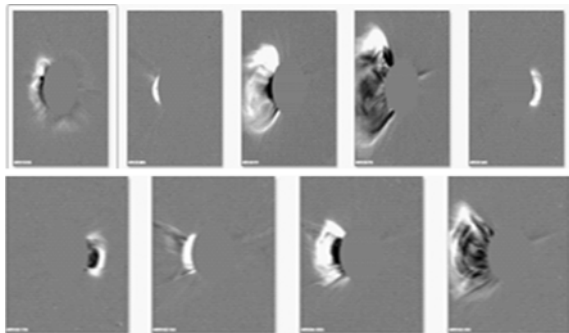


图 4 放大的原始图像和聚类后的图像
Fig. 4 Enlarged original image and image after clustering



(a)原始图像
(a)Original images

4.1.2 统计分析结果

对一些有代表性的亮 CME、弱 CME、无 CME 图像进行了数据对比。本文取 5 个参数,其中 W 、 G 、 B 是 3 个类心,代表着低亮区(暗腔区)、一般区(背景区)和高亮区。因为一般区(背景区)的像素数最多,而且 CME 的识别主要由暗腔区和高亮来判别,所以人们更关心的是 W 、 B 、 L_w (W 类中的样本数)、 L_b (B 类中的样本数)这几个参数值的大小。亮区和暗腔区较明显的 CME 图像数据如表 1 所示。表 1 中各项参数的值是图 3 中 9 幅典型图像的数值。

表 1 3 个类心值及类内样本个数

Tab. 1 Class heart values and number of samples

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
B	63	45	10.98	58	61.2	41.957	112.8	11.6	55.26
G	129	128	125.5	126.2	126.5	128.5	128.8	127.8	128.96
W	204.45	241.56	214.06	221.63	230.55	223	244.4	235.3	209.9
L_b	1 944	33	2 133	22 960	154	2 213	7 369	2 512	11 798
L_w	8 344	2 664	36 125	16 186	5 360	4 989	4 654	15 466	16 044

通过表 1 可以看到各类参数的规律,其中 W 参数(高亮区)的阈值区间设为 200~250,完全能识别出明显的高亮 CME 及高亮区和暗腔区并存的 CME。

对于仅有暗腔区,没有高亮区的 CME 图像,也可以通过 k 均值聚类方法将其暗腔区域进行标识,根据大量数据实验将其阈值范围确定为 $B < 120$, L_b 的值为 1 000~30 000。如图 5 所示。

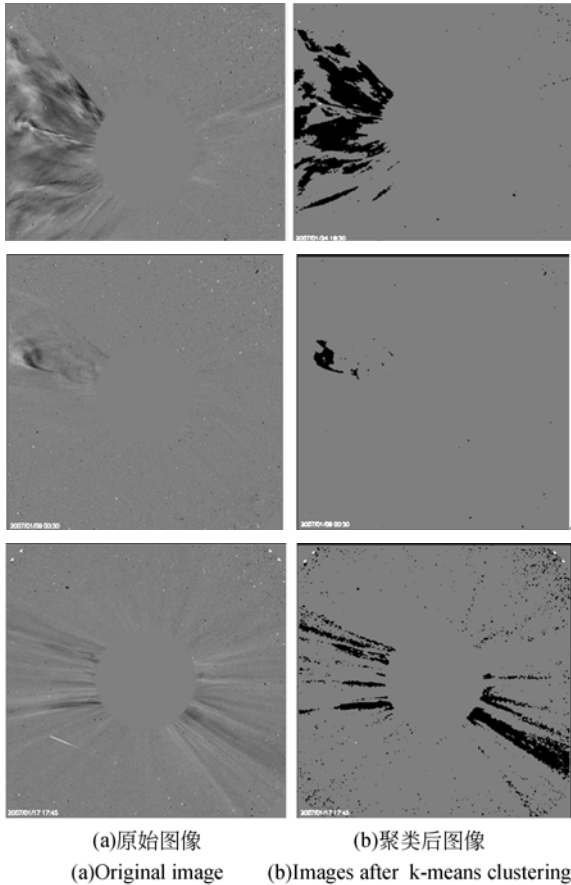


图 5 暗腔 CME 的原始图像和聚类后的图像对比
Fig. 5 Comparison of original images for dark cavity CME and images after clustering

图 5 中 3 幅暗腔 CME 数据参数如表 2 所示。

表 2 暗腔 CME 参数表

Tab. 2 Parameters of dark cavity CME

	1	2	3
B	91.4	96.45	113.67
G	128.5	128.8	128.28
W	254.8	253.6	254.13
L_b	1 602	25 795	18 170
L_{sw}	613	589	569

4.2 二级识别

把较明显的 CME 图像识别出来之后,剩下的就是不太明显的弱 CME 图像和无 CME 的图像。对于这些图像,本文采用二级识别方式,把已经识别出的剔除在外,剩下的不太明显的 CME 图像和无 CME 的图像则采用其他的策略。若在这类原始灰度图像上采用 k 均值聚类,仍用刚才的阈值,则将会被全部判别为无 CME 图像,如图 6 所示。

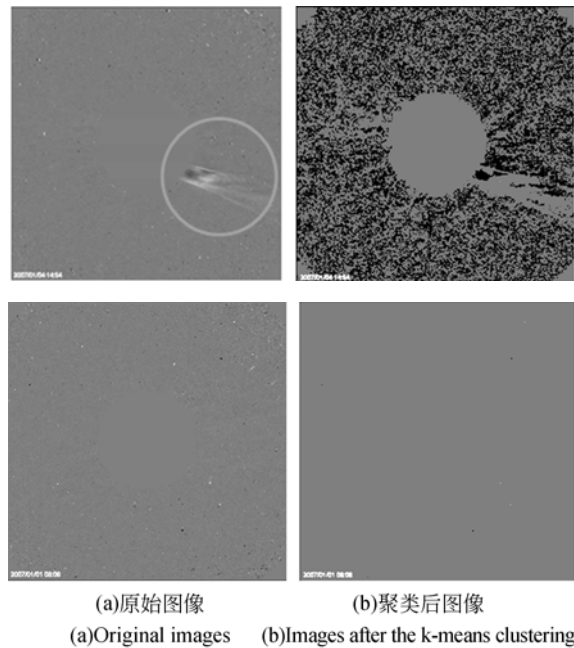


图 6 被识别成无 CME 的日冕仪图像
Fig. 6 Mis-identified coronagraph images without CME

将这两种有代表性的图片作一下数据对比,数据参数如表 3 所示。

表 3 不明显的 CME 图像和无 CME 图像参数表

Tab. 3 Parameters of images with un conspicuous CME and without CME

	1	2
B	123.31	10.75
G	128.6	128.04
W	253.74	254.8
L_b	103 695	16
L_{sw}	575	613

从表 3 中数据可以看出, B 值(第一类暗区类

心)和 L_w (暗区类内样本个数)及 W 值(第三类亮区类心)和 L_w (亮区类内样本个数)都不符合前面所说的阈值判定,也就是说根据高亮阈值和暗腔阈值来判断,这两幅图像都已被判断为非 CME 图像。而实际上第一幅图像是有 CME 的,只是不太明显,如图 6(a)中圆圈圈出的地方。为了减少误判,本文对原始图像采取了分块和极坐标策略。

4.2.1 分块实验结果

图 6 中的第一幅图片有 CME,但却被误判了,原因是 CME 区域非常小且不明显,所以在采用 k 均值聚类的时候,大类就把小类给“吃”掉了。为了能够找出 CME 区,本文采用分块策略,将原始图像图(6(a))分成 4×4 也就是 16 个小块,如图 7 所示,然后再循环遍历每一小块并分别聚类,这样就得到如图 8 的结果。从图中可以看出有两小块正好是图像中的 CME 区。而根据每块的数据参数,也可以根据阈值判断出有 CME 存在。

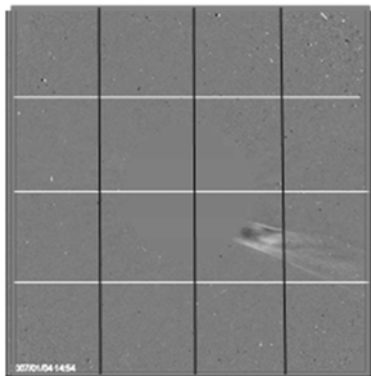


图 7 分块图
Fig. 7 Block image

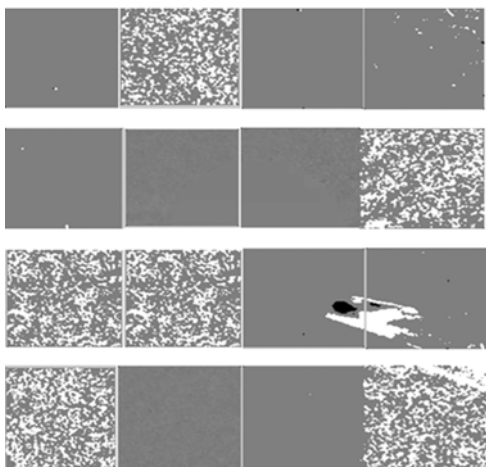


图 8 分块聚类后的结果
Fig. 8 Results after block clustering

4.2.2 极坐标实验结果

从前面的实验结果可以看出,虽然通过分块能够识别出 CME,但是还有很多干扰块,比如上面总共分成的 16 块,只有两块区域有重要价值,其它块是没价值的,但剔除却比较麻烦。造成这种情况的主要原因是拍摄图像时,有太阳挡板,其所形成的就是原图像中心的圆形区域,如图 9 圆圈所示。为了减少太阳挡板的干扰,更容易显示出 CME 区域,本文将原直角坐标系下的图像转换到极坐标系下。聚类结果如图 10 所示,从中可以看出 CME 区域还是比较明显的。



图 9 太阳挡板
Fig. 9 Sun baffle

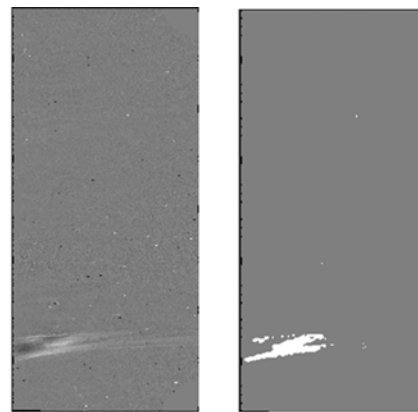


图 10 极坐标转换后的聚类结果
Fig. 10 Clustering results after polar coordinate conversion

对于有 CME 但不明显的图像来讲,采取分块和极坐标策略,经实验证明识别效果还是比较明显的。

5 结 论

本文以日冕仪图像中的灰度特征作为样本数据,以 k 均值聚类作为核心方法,对 CME 进行识别。首先介绍了识别 CME 的基本框架,然后研究了识别过程中用到的中值滤波算法、 k 均值算法、极坐标转换算法,最后给出了识别阈值。实验中,将 CME 图像分为 3 类,聚出 3 个类心。对于高亮 CME 给定出具体的测量阈值是第三类类心

灰度值为 200~250,对于暗腔 CME 给出具体的测量阈值是第一类类心灰度值小于 120,且类内像素点在 1 000~30 000 之间。

本文的贡献主要是不仅给出了具体的检测阈值,找出了亮度明显的 CME 图像和暗腔 CME 图像,而且能在图像上显示标定出具体的不规则 CME 区域。另外通过二级识别、分块策略、极坐标转换和二次聚类的方法可将一些亮度不明显的弱 CME 也成功识别出来。

参考文献:

- [1] REVATHY K, LEKSHMI S, NAYAR S R P. Fractal-based fuzzy technique for detection of active regions from solar images [J]. *Solar Physics*, 2005, 228(1-2): 43-53.
- [2] JACOBS M, CHANG L, PULKKINEN A. Automatic segmentation and classification of multiple coronal mass ejections from coronagraph images[C]. *Proceedings of the International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition (IPCV), The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp)*, 2013: 1.
- [3] ATTRILL G D R. *Low coronal signatures of coronal mass ejections: coronal "waves" and dimmings* [D]. London: University College London, 2009.
- [4] SCHUH M A, BANDA J M, WYLIE T, et al. On visualization techniques for solar data mining [J]. *Astronomy and Computing*, 2015, 10(16): 32-42.
- [5] LIANG Y, GAO Y. A median filtering algorithm based on selected point in digital image [C]. 2013 *International Conference on Information Science and Cloud Computing Companion (ISCC-C)*, 2013: 757-762.
- [6] RAJESWARI K, ACHARYA O, SHARMA M, et al. Improvement in k-means clustering algorithm using data clustering[C]. 2015 *International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, IEEE, 2015: 367-369.
- [7] BAO Y, QI B, GU F. Facial recognition using partial Log-Polar transformation [C]. 2011 *IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SID)* IEEE, 2011: 74-77.
- [8] CRACIUNESCU A, CIUMBULEA G S, DUMITRICA C N. Space phasor geometrical loci in polar coordinates as voltage unbalance monitoring tool [C]. 2013 *8th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE)*, IEEE, 2013: 1-4.
- [9] BANDA J M, ANGRYK R A. On the effectiveness of fuzzy clustering as a data discretization technique for large-scale classification of solar images [C]. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems* IEEE, 2009: 2019-2024.
- [10] JACOBS M, PULKKINEN A, CHANG L. Improving coronal mass ejection segmentation using pattern recognition techniques [C]. *Proceedings of the International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition (IPCV), The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp)*, 2012: 1.
- [11] 曾昭宪,刘毅,魏雅利. 基于频谱突变分析的日冕物质抛射识别方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2012, 40(51): 379-383.
ZENG ZH X, LIU Y, WEI Y L. Detecting coronal mass ejection method by analyzing spectrum change[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2012, 40(51): 379-383. (in Chinese)
- [12] BERGHMANS D, FOING B H, FLECK B. Automated detection of CMEs in LASCO data[C]. In *Proceedings of The SOHO-11 Symposium on From Solar Min to Max: Half a Solar Cycle*

- with SOHO, 2002, 437-440.
- [13] KAUR J, SINGH H. Performance evaluation of a novel hybrid clustering algorithm using birch and K-means[C]. 2015 *Annual IEEE India Conference (INDICON)*, 2015: 1-6.
- [14] 张坤华, 杨焯. 应用聚类和分形实现复杂背景下的扩展目标分割[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(7): 1665-1671.
ZHANG K H, YANG X. Segmentation for extended target in complex backgrounds based on clustering and fractal[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1665-1671. (in Chinese)
- [15] 张建伟, 张启衡. 基于块遍历的直线边缘特征提取[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(3): 662-668.
ZHANG J W, ZHANG Q H. Line-edge feature extraction based on ergodic block[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(3): 662-668. (in Chinese)
- [16] 张山, 谭久彬, 王雷, 等. 直角坐标激光直写的动态曝光模型[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(8): 1354-1360.
ZHANG SH, TAN J L, WANG L, *et al.*. Dynamic exposure model of laser direct writing in Cartesian coordinate[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(8): 1354-1360. (in Chinese)

通讯简介:



尹建芹(1978-),女,山东潍坊人,副教授,硕士生导师,2000年于山东工业大学获得学士学位,2002年、2013年于山东大学控制科学与工程学院分别获得硕士、博士学位,主要从事图像处理及模式识别方面的研究。E-mail: ise_yinq@ujn.edu.cn



许美慧(1978-),女,山东潍坊人,讲师,2001年、2004年于山东师范大学分别获得学士、硕士学位,主要从事数字图像处理和机器视觉方面的研究。E-mail: ise_xumh@ujn.edu.cn