

面向视频测量机器人高噪声小视场星图的星点提取*

张超¹⁾ 时春霖^{1,2)†} 吴建霖³⁾ 于广瑞²⁾ 陈少杰^{4,5)} 焦博¹⁾ 陈长远¹⁾ 汤进九⁶⁾

(1)信息工程大学地理空间信息学院,450001,河南郑州; 2)中国人民解放军61206部队,100042,北京; 3)中国人民解放军63620部队,732750,甘肃酒泉; 4)中国科学院国家授时中心,710600,陕西西安; 5)中国科学院大学,100049,北京; 6)中国人民解放军61365部队,300100,天津)

摘要 星图识别提取是自动天文测量数据处理的关键环节. 针对视频测量机器人拍摄的小视场星图具有高噪声的特性,提出了利用基于合理阈值分割的连通算法来处理此类星图;分析了4种不同星图的图形特征,对比了常见的星点提取算法对真实星图的识别效果;在定性定量分析的基础上,通过验证,得到了阈值分割下的连通算法要优于边缘检测和聚类算法的结论,并获得理想的星点提取效果. 真实星空半仿真星图的室内试验表明:利用该算法可以准确可靠地计算恒星质心坐标,其水平和垂直方向均方根误差(RMSE)分别为0.025和0.021像素,可满足高精度的天文测量需求.

关键词 自动天文测量;小视场星图;星点提取;阈值分割;边缘检测;聚类分析

中图分类号 P114;TP751

DOI: 10.12202/j.0476-0301.2021275

0 引言

天文测量可以通过观测恒星来确定站点的天文坐标和方位角,且工作模式自主,抗干扰能力强,在卫星定位导航失效时,依旧可以提供高精度的空间基准信息^[1]. 分别以赤道与格林尼治子午圈为基本圈,与辅圈所确定的天文经纬度和方位角在布设全国天文大地控制网、惯性设备平台标校、航天工程事业,以及构建高精度垂线偏差模型等国防科研领域发挥了关键作用^[2]. 目前,天文测量正在朝着小型化和自动化方向发展^[3].

基于视频测量机器人(视频全站仪)进行观测是自动天文测量的主要模式之一^[4]. 通过全站仪获取恒星方位角和垂直角;采用视频拍照获取恒星影像;经过图像处理和坐标转换后,进而实现天文坐标计算.

自动天文测量模式计算的核心在于精确提取恒星质心坐标,而星点图像的提取识别直接影响质心坐标的计算. 根据原理不同,常用的星图提取识别算法主要采用基于阈值分割的连通域法^[5]、边缘检测^[6]与聚类分析^[7]等. 基于阈值分割的连通域,通过确定全局或局部阈值将目标图像前景和背景分割,并根据目标的像素值和位置相邻的像素关系来确定目标,以进一步提取相关信息,分析目标特征. 根据连通方式不同,且兼顾算法的普适性和实效性,星图处理中常用

的标记方法主要是四连通和八连通法. 相关研究认为,在提取类型上,八连通适合提取凹形目标,四连通适合提取凸形目标^[8]. 然而在数学原理上,八连通是四连通的父集,也就是说,适合八连通处理的图像某种程度上并不一定适合四连通进行处理. 因此已有文献给出的结论并不绝对,且没有给出二者的使用条件和范围. 由于星空背景与目标灰度对比明显,其边缘过度尖锐,且易受到背景光影响. 整个图像信噪比较小,噪声较大,因而在理论上亦可采用边缘提取,即通过计算灰度变化的拐点或灰度增减变化的突变点来寻找图像边缘,进而确定目标^[9]. 特别是目标附近的灰度变化剧烈且明显的图像,边缘提取算法尤为适用^[10]. 根据边缘检测计算算子的不同,广泛使用的算子包括 Sobel^[11]、Roberts^[12]、Prewitt^[13]和 Canny^[14]等. 然而不同算法对噪声的敏感度不同,其检测的灵敏度受边缘方向的影响也不同,因此不同类型的图像往往需要不同的计算算子^[15]. 为了获取感兴趣的目标,基于相似和特殊性,将图像中相似的点划分为类进行提取,判断像素区是否隶属于目标也是一种常用方法. 根据隶属度取值范围不同,主要分为以 k 均值(k -means)为代表的“硬聚类”(hard clustering method, HCM)和以模糊 c 均值(fuzzy c -means)为代表的“模糊聚类”(fuzzy clustering method, FCM)算法^[16].

拍摄元器件的自身性能决定了成像特征,基于全

* 国家自然科学基金资助项目(41804034, 41804031, 42074013)

† 通信作者:时春霖(1990—),男,硕士,工程师. 研究方向:天文大地测量与图像处理. E-mail: 1361972952@qq.com

收稿日期:2021-11-15

站仪的自动天文测量系统拍摄的小视场星图具有高噪声特性. 由于全站仪具有不同于数字天顶仪的特殊天文测量模式, 加上硬件与背景光的制约和影响, 导致其拍摄星图的特点不同于其他星敏感器, 且包含远超普通图像的大量噪声^[17]. 基于以上事实和需要, 本文以徕卡 TS60 全站仪为具体测量平台, 针对其拍摄特点, 在使用几种不同的连通域、边缘提取和聚类等算法的基础上, 给出了不同算法下的图像处理流程; 分别对比了室内模拟、穹顶拍摄模拟、基于真实星空的半仿真和真实野外等星图的提取效果; 通过定性定量分析验证不同算法的适用性, 并由质心算法计算了基于拍摄真实星空的半仿真星图的恒星质心坐标; 对不同算法的可靠性进行了分析.

1 基于视频全站仪的天文测量

基于全站仪的天文坐标获取方法主要采用“多星近似等高法”. 观测时需将全站仪在等高圈上下小幅度对选定的恒星进行多次测量, 便可同时计算天文经纬度. 多星近似等高法关键是精确测量目标恒星的高度角与观测的时刻. 在冗余观测下, 将大气折射残差作为参数一起进行计算, 计算式^[17-18]为

$$\begin{cases} \cos(90^\circ - A + \Delta z) = \sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos t, & (1) \\ t = S - \alpha + \lambda. \end{cases}$$

式中: 待求量 φ 为天文纬度, λ 为天文经度, Δz 为大气折射残差; A 、 α 、 δ 分别为观测得到的恒星高度角、赤经和赤纬, α 、 δ 由当前恒星星表并通过视位置计算, 加上岁差、章动、自行、周日视差、周年视差、周日光行差、周年光行差和相对论效应改正等得到; t 为时角; S 为测瞬格林尼治真恒星时, 由卫星授时校准后的观测瞬间——协调世界时(universal time coordinated, UTC)时刻与 A 公报(Bulletin A)中的 UT1 换算而来. 实际测量时, 基于视频全站仪的自动观测过程的预处理与传统人眼观测相同. 例如: 利用 GNSS 接收机进行天文授时, 获取相应的大地坐标, 并由守时设备进行精确守时^[18]; 恒星观测信息仍由全站仪获取, 但是此时观测恒星方位信息由人眼换为视场角为 1.5° 且放大倍数为 30 的内部同轴长焦照相机, 可以拍摄分辨率为 $2\,560 \times 1\,920$ 的 24 位彩色图像. 图 1 和 2 分别给出了测量原理和观测仪器示意.

基于全站仪的天文测量可以获得待测恒星足够的先验信息, 即观测前已经知道预置观测的恒星、视星、赤经、赤纬等信息; 全站仪需要根据所拍摄星图的星之间关系, 因此其测量和数据处理流程不同于数字天顶仪. 在测前还是测后识别恒星是决定 2 种不

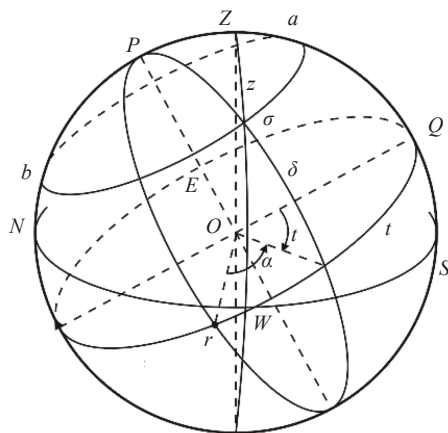


图 1 天文测量原理示意

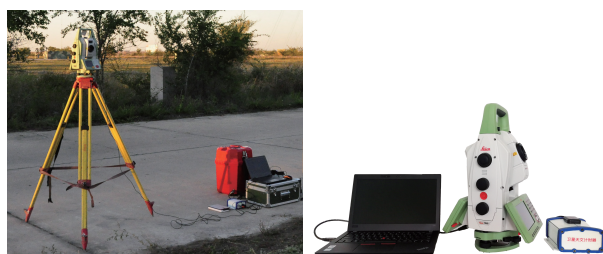


图 2 观测仪器示意

同模式的根本原因. 当测量开始时, 全站仪根据生成的待测星表与测量需求, 自动选择、连续拍摄已经确定的待测恒星, 获取恒星图像, 同时记录下此时恒星的位置信息. 然后通过星图处理与坐标系统转化, 实现天文坐标计算. 由于待测恒星的信息由测前获得, 因此在图像处理时无须进行星图匹配(图 3).

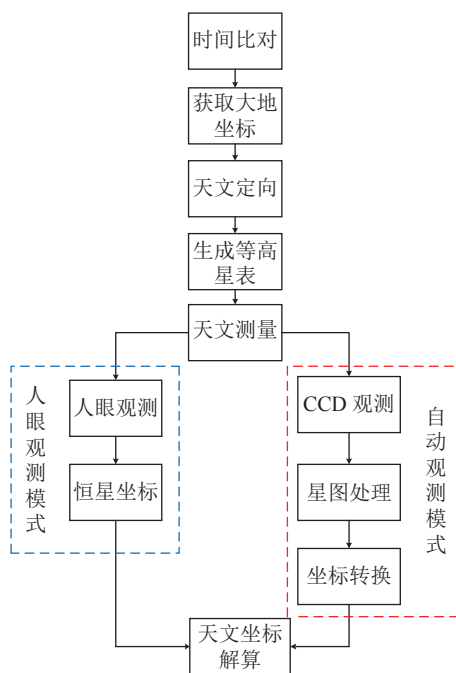


图 3 天文测量流程

2 基于视频全站仪的星点提取

基于视频全站仪的恒星图像具有小视场、高噪声、单星性和弱目标等特点。TS60 全站仪长焦望远镜相机视场角仅为 1.5° , 拍摄星图是典型的小视场图像。由于近地星空背景复杂, 且混有视场灯影响, 以及目前硬件性能的制约, 其星图中不可避免地包含大量噪声, 尤其是城市背景光影响下, 图像质量更容易受到干扰^[18]。此外, 基于全站仪的天文测量模式具有相对独立和特殊性, 为了防止出现双星甚至多星情况, 在对星表进行编辑时, 需事先进行严格筛选和剔除。考虑到视频全站仪兼具人眼观测模式及全站仪内部成像系统的性能, 其拍摄星等一般高于 7 等^[19], 因此, 视频全站仪拍摄星图呈现明显噪声的单星星图, 一般出现 1 颗恒星。这就决定了除单星外, 星图的大部分均为星空背景, 具有相对的“弱目标”性。事实上, 视频全站仪拍摄星图, 即使在城市背景光影响下, 其恒星也通常在数十到数百像素之间, 其像素数之高又具有绝对性, 其图形特征与数字天顶仪星图明显不同。

星点提取的方法取决于星图的图像特征。星图在二值化后, 往往包含多个目标和区域, 并且混杂着噪声, 因此需要将必需的目标从中区分并提取出来。对于星图处理而言, 星点识别提取直接影响最后的数据计算。一幅图的星点提取主要采用连通域、边缘提取或聚类分析等方法。

在数学原理上, 如果任作一条简单闭曲线, 其内部总属于一个区域, 就称该区域为单连通区域。在图像处理中, 一个连通域的实质是由相同像素值的相邻像素组成的像素集合, 常用的主要有四连通和八连通(图4)。四连通(N_4)的原理是: 判断目标像素点的上、下、左、右紧邻位置的 4 个像素点是否与目标像素点像素值相同^[20]。定义为

$$N_4 = \{(x-1, y), (x, y-1), (x+1, y), (x, y+1)\}, \quad (2)$$

式中: 若 (x, y) 为目标像素点, 则需要判断 $(x-1, y)$ 、 $(x, y-1)$ 、 $(x+1, y)$ 、 $(x, y+1)$ 是否为同一像素值, 若是, 则为同一目标。

八连通(N_8)的原理与四连通类似, 在四连通基础上, 再加左上、左下、右上、右下 4 个判断位置, 即

$$N_8 = N_4 \cup \{(x-1, y-1), (x-1, y+1), (x+1, y-1), (x+1, y+1)\}. \quad (3)$$

连通域方法逻辑简单, 易于实现, 但是实现该功能依赖于对图像进行预处理和二值化。

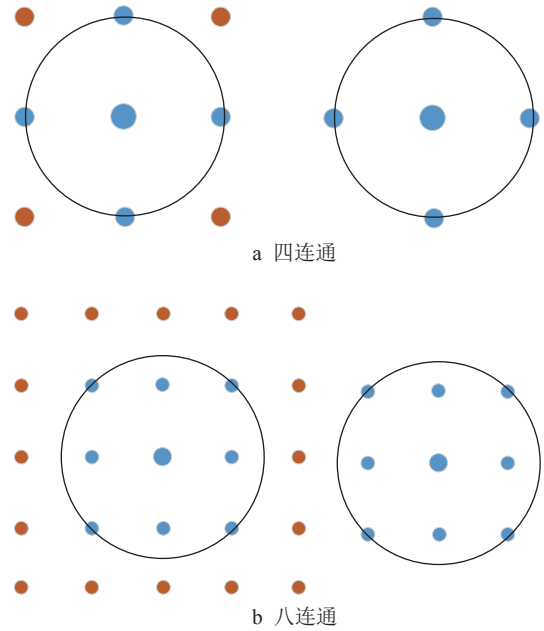


图4 连通域示意

通常情况下, 采用连通域法进行星点提取的前提是利用阈值分割算法将图像前景和背景准备区分开。阈值选取的好坏将直接影响星点提取的精度, 其基本原理是: 设定灰度阈值, 若图像像素不小于该阈值, 则该像素值设置为 255, 反之, 则为 0。基本表达式为

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & g(x, y) < T, \\ 255, & g(x, y) \geq T. \end{cases} \quad (4)$$

式中: T 为阈值; $g(x, y)$ 为阈值分割后的图像灰度。

边缘检测可以通过检测灰度等信息骤然变化的点, 计算相关梯度, 达到识别边缘分割图像的目的^[20]。边缘检测关注的是图像的重要特征, 不需要对像素进行逐个对比, 因此可大幅减少处理识别的数据量, 剔除无关信息, 快速获取目标。图像的一、二阶导数带有丰富的图像信息, 可以通过计算导数找到目标边缘。但是图像处理中, 图像信息实际是按照数组形式进行存储的, 对其求导等价于对复平面进行求导, 因此需要利用模板对图像进行卷积计算^[21]。以二元函数 $f(x, y)$ 一阶偏导数为例, 其在 (x, y) 的梯度 (∇f) 为

$$g_x = \frac{\partial f}{\partial x} = f'(x) = f(x+1, y) - f(x, y),$$

$$g_y = \frac{\partial f}{\partial y} = f'(y) = f(x, y+1) - f(x, y), \quad (5)$$

$$\nabla f = (g_x, g_y)^T = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)^T. \quad (6)$$

$f(x, y)$ 一阶偏导数 $f'(x, y)$ 在 (x, y) 的拉普拉斯算子 $(\nabla^2 f)$ 为

$$\nabla f' = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = (f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y)) + (f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y)). \quad (7)$$

由于图像为离散的,因此式(7)可以进一步改写为

$$\nabla f' = (f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1)) - 4f(x,y). \quad (8)$$

根据算子模板的类型不同,主要包括: Roberts、Prewitt、Sobel 等一阶算子; Laplace 等二阶算子以及非微分 Canny 算子. Canny 算子是在采用一阶偏导计算梯度的基础上,综合了平滑去噪、增强、非极大值抑制以及双阈值限制等功能的优化算子^[21].

聚类算法是将图像转换为多维矩阵,按照匀称性与差异性原则将像素单元进行分类,以区分背景和前景^[22].若图像分为 k 个簇,则需要满足条件: 1) 每个像素只能属于 1 个簇; 2) 每个簇至少包含 1 个对象. 给定 k 值后,首先确定初始划分方法,然后按照某个标准通过迭代直至划分区域不再变化. 作为数据挖掘和图像处理的经典算法, k -means 算法在进行聚类时具有简单高效的特点,其聚类标准采用最小化差异性度量,通常将欧几里得度量作为评度量标准进行约束^[23]. 其聚类的评价为^[24]

$$S_1 = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in b_i} \min D \|x - h_i\|^2, \quad (9)$$

式中: k 为簇的数目; $\|x - h_i\|^2$ 为欧几里得度量,又称欧氏距离; D 为权,当 $D = 0$ 时,表示数据对象 x 不属于 b_i 类内,当 $D = 1$ 时,表示数据对象 x 属于 b_i 类内; h_i 为聚类中心,由 $\mu_i = \sum_{x \in a_i} x / |a_i|$ 计算获得. 在图像处理中,欧氏距离通常代表灰度计算,而不仅仅只是传统意义上的普通距离;评价函数最小代表了分类后的簇具有最大相似度的灰度值. 具体流程如下:

- 1) 选择样本的初始聚类中心 $h_1, h_2, h_3, \dots, h_k$;
- 2) 计算图像中的初始分类下 x 到聚类中心的距离,并将其分至距离最小的聚类中心所对应的类;
- 3) 重新计算新的聚类中心坐标,也就是质心坐标 $a_j = \sum_{x \in c_j} x / |c_j|$;
- 4) 重复步骤 2)、3),直到达到迭代上限或是评价函数 S 达到最小.

在实际处理中,大部分数据对象无法划分成明显的类. 为了解决上述问题,便引进了 fuzzy c -means.

fuzzy c -means 是 k -means 的拓展,相较于 k -means,

fuzzy c -means 将每个对象单元赋权,确定其隶属不同簇的程度,进而确定最小化的评价函数,对于无明显分离的簇可以实现更加灵活的分类^[25]. 其评价变为^[26]

$$S_2 = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n (\mu_j(x_i))^t \|x_j - h_j\|^2, \quad (10)$$

式中: t 为平滑因子; 聚类中心 $m_j = \sum_{i=1}^n (\mu_j(x_i))^t x_i / \sum_{i=1}^n (\mu_j(x_i))^t$; $\mu_j(x_i) = \|x_i - m_j\|^{-2} / \sum_{j=1}^k \|x_i - m_j\|^{-2/t-1}$ 为第 i 个对象对应到第 j 类的隶属度函数,二者由 S_2 通过拉格朗日乘数法计算得到,且满足 $\sum_{j=1}^k \mu_j(x_i) = 1$, $0 \leq \mu_j(x_i) \leq 1$, $\mu_j(x_i)$ 越大,代表 x_i 隶属第 j 类程度越高,其算法处理流程与 k -means 基本相仿.

3 试验与精度分析

首先利用 TS60 分别拍摄室内模拟、穹顶模拟、基于真实星空的半仿真和真实野外星图,对比不同类型星图下的灰度分布;然后,分别采用四、八这 2 种连通域法, Roberts、Prewitt、Sobel 等一阶算子, Laplace 等二阶和非微分 Canny 算子等这 5 种不同类型的边缘检测算子, fuzzy c -means 和 k -means 这 2 种聚类算法,对不同的星图进行星点提取,比较其处理效果,验证不同算法的适用性;最后,通过灰度质心算法得到星点质心坐标,验证不同算法处理视小视场星图的可靠性.

3.1 视频全站仪星图的灰度分布 星图的灰度分布是其图像特征的基本统计和直接反映. 由于这类星图的弱目标性,其星空背景占据大部分像素,因此星图的灰度分布和图像特征几乎不会受到星点位置与星目标不同的影响(图 5).

图 5-a 分别给出了视频全站仪随机拍摄的室内模拟、穹顶模拟、基于真实星空的半仿真和真实野外星图;图 5-b 是它们灰度化后相应的灰度分布图,其中真实星图是在郑州某天文已知点附近拍摄. 结果表明:

1) 基于视频全站仪的拍摄星图特点决定了灰度分布具有高度的相似性. 小视场星图的灰度分布实际上是星空背景的灰度分布. 由于目前的星图仅限于在晚上基于可见光获取,因此在不打开视场灯的情况下,4 种不同类型星图的大部分灰度信息均集中在灰度值 50 以下.

2) 基于视频全站仪的拍摄星图包含大量噪声. 无

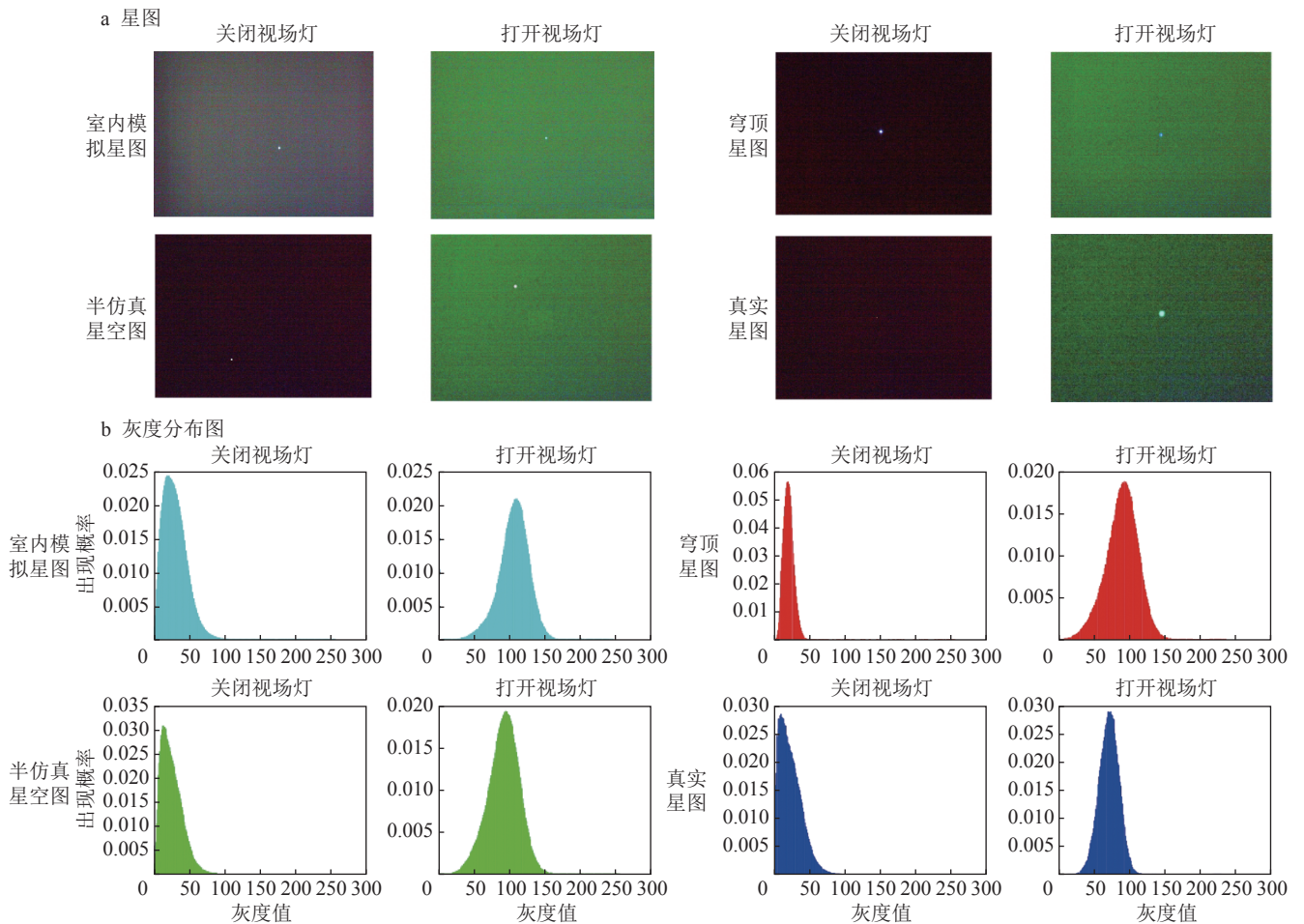


图 5 不同星图及其灰度分布

论是否打开背景灯, 每种星图均带有人眼可见的庞大噪声, 视场灯的加入会使得原本带有噪声的黑色星空背景变为绿色, 星图噪声会变得更加剧烈。但是由于此类星图不同于传统星敏感器, 目标星点的像素数绝对多于单个噪声的像素数。

3) 基于视频全站仪的拍摄星图呈现高斯特性。无论是哪一类星图, 视场灯的打开均会影响灰度值的具体分布, 使得峰值向右偏移, 这是由于星空背景像素普遍升高的结果。但是并没有改变低像素占据图像大部分的灰度特性, 整个星图的灰度分布依旧近似高斯分布。

3.2 星点提取效果 星点识别提取直接影响最终星图处理结果。现选用真实拍摄的恒星星图, 分别采用与前文所述同样的方法对某真实拍摄星图进行处理。在星图处理前, 需要利用 YUV (Y 表示明灰度或亮度, U 和 V 分别表示色彩及饱和度) 颜色空间进行图像灰度化。采用中值、均值滤波联合去噪与平滑处理; 在星点识别提取时, 边缘检测算子和聚类算法可直接处理去噪后的灰度图像, 而用连通域法前需要对星图进行阈值分割 (图 6、7)。

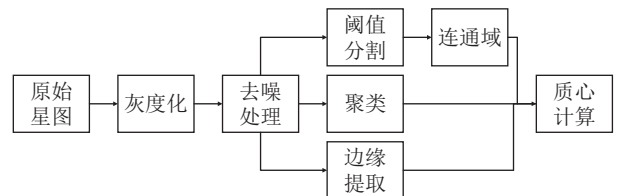


图 6 星图处理流程

试验结果表明:

1) 利用优度法评判分割效果, 仅有基于阈值分割的连通域标识法可以完好地处理此类星图, 成功提取目标。选择适合的阈值分割算法, 确定合理阈值是基于阈值分割的连通域标识法的核心。由于该星图具有高噪声、单峰性、弱目标的图像等特征, 实际试验中, 只有采用一维最大熵法和 Kittler 最小误差算法, 才可以保证准确处理复杂高噪声星空背景下的小视场星图^[2, 9], 而采用其他阈值分割算法, 如最大类间方差法、迭代法、Bernsen 算法等也无法提取目标星点。且同一幅星图采用四和八连通的人眼标识效果无明显差异。

2) 采用边缘检测处理高噪声的小视场星图效果不佳, 但一阶算子的抗噪能力明显强于其他算子。5 种

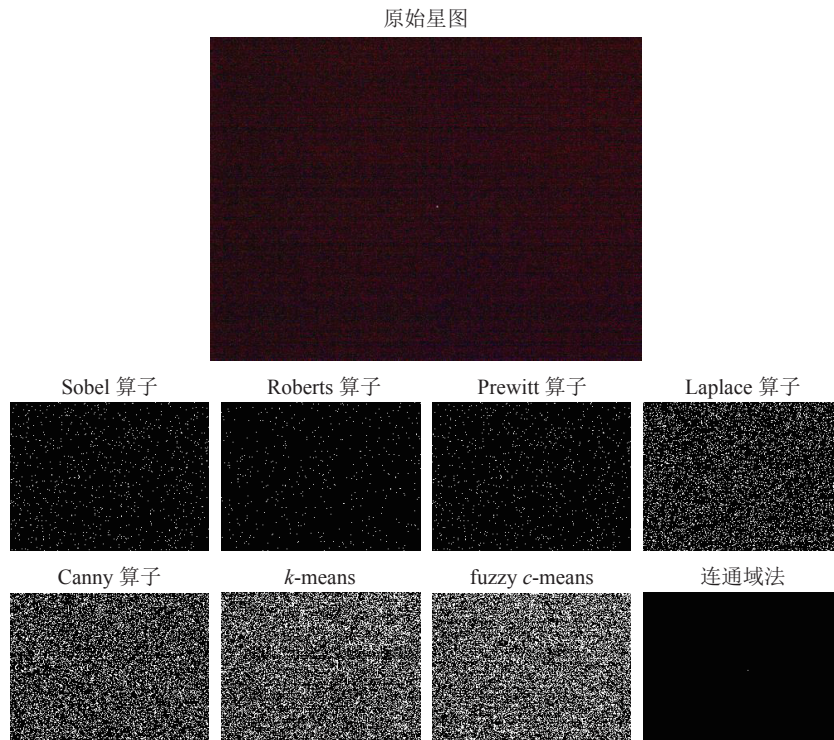


图 7 星图识别效果

边缘检测算子处理完图像后,星图会出现大量的噪声,目标恒星与噪声无法被正确分开.这是因为阈值分割可以针对图像特点进行相应的针对性处理,而图像边缘和噪声本身均为高频信号,单纯利用频带进行取舍很难达到理想效果.经过 Laplace 和 Canny 算子分离后的图像甚至无法看出星图的具体情况.在理论上,灰度的二阶导数可以反映灰度突变的类型,但纯粹的二阶导数对噪声十分敏感,更高阶导数信息甚至失去了实际价值.即使加入滤波去噪后,高噪声对星图的影响依旧明显.

3) 无论是硬聚类 k -means 还是软聚类 fuzzy c -means 均无法完好处理高噪声背景下的小视场星图. 2 种方法均很难使得每一个聚类区域的距离和达到最小,很容易陷入局部最优解.且对噪声和离群值均显著敏感,尽管在原理上模糊聚类较硬聚类具有更强的鲁棒性,尤其对高斯分布数据聚类效果更佳,可以保留更多的图像信息.但是其未考虑到图像空间关系,在面对高噪声星图进行分类时,依旧无法用人眼区分目标,可见高噪声是影响聚类算法对星图处理的关键要素.

4) 基于阈值分割的连通识别算法与一阶算子的效率较高,明显高于二阶微分算子; Canny 算子效率次之,聚类算法效率最低.高阶和非微分算子为了抑制噪声影响,除了进行多次求导计算外,还自带滤波、增强、抑制和检测等多阶段优化.为了满足评价

函数的判断标准,聚类算法需要进行反复迭代,由于 fuzzy c -means 是基于 k -means 改造优化而来,因而其运行效率无明显差异.但是基于阈值分割的连通识别效率依赖于阈值分割算法的选取,其算法复杂度亦会直接影响整个处理效率.

事实上,由于拍摄的室内模拟、穹顶模拟、基于真实星空的半仿真和真实野外星图的灰度分布相似,在星点识别提取时,其余星图可以得到上述相同的结果.

值得说明的是,聚类分析时,簇类数目和初始中心的选取是算法中的难点,将直接影响最终星点提取质量.然而,基于视频测量机器人星图的“单星”特点,决定了其图像内只存在星空背景和 1 颗恒星,也就是说其簇类数目 $k=2$.然而复杂庞大的背景噪声,使得即使在确定簇类数目时,其图像分割依旧失败.但是,随着设置簇类数目的增多,使得距离较近的噪声和某些背景聚成一类,反而可以将目标星点凸显,达到肉眼可以识别的程度(图 8).

当 $k=8$ 时,尽管分割效果依旧不佳,但星点轮廓已经开始显现.在一定范围内,提取效果会随着分类数目增多而变好;当 $k=30$ 时,其分割效果已经优于常规边缘提取算法,同时处理星图的时间也会随之增长;特别是当 $k=40$ 时,处理时间达到了数百秒.更重要的是,效果增强的同时带来的却是与逻辑事实相悖的错误,因为簇类的增多代表目标也会随之增多,而实际上此类星图只存在 2 个类别.并且,即使经多次

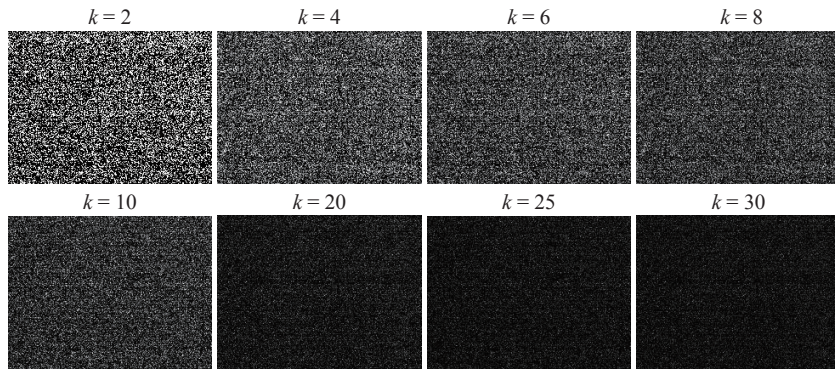


图 8 基于 k -means 下不同簇类数的图像分割效果

选取图像中心分别进行处理, 其分割提取效果依旧不如基于 Kittler 分割的连通域算法, 可见高噪声对星图处理占据核心地位, 利用 fuzzy c -means 可以得到类似结果,

直观的图像表达是星点提取识别效果的定性分析, 其量化分析需要依靠图像评价的具体指标, 现选择通用性较好的区域一致性、区域对比度和处理效率这 3 个指标作为其星点识别的评价标准, 其中: 区域一致性 UM 用来表征目标识别后图像内部的相似性, 其数值可以通过计算灰度图像区域的方差来获得, 区域一致性越强, 图像识别效果越好, 区域对比度 GC 则是目标识别后图像各区域差异的反映, 其数值可以通过计算灰度图像区域的平均灰度值来获得, GC 值越高, 目标识别越明显; 处理时间越短, 效率越快, 证明算法复杂度越低, 更能满足实时化处理需求, UM

与 GC 分别为:

$$M_U = 1 - \frac{1}{C} \sum_{x,y \in T_i} \left(\sum_{x,y \in T_i} (f(x,y) - \sum f(x,y)/A_i)^2 \right), \quad (11)$$

$$C_G = |f_1 - f_2| / (f_1 + f_2), \quad (12)$$

式中: C 代表归一系数; A_i 为区域内 (目标或者背景) 像素个数; T_i 为分割后区域; $f(x,y)$ 为图像点的灰度值; f_1 和 f_2 分别为灰度图目标和背景区域的平均灰度值。

表 1 给出了 5 种边缘检测算子、2 种聚类算法和基于阈值分割 (采用 Kittler 算法) 的连通识别算法处理后该星图与其原灰度图之间区域一致性、区域对比度和处理时间。

表 1 星图提取识别的评价指标

评价标准	基于 Kittler 分割算法		一阶算子			二阶算子		非微分算子		聚类分析	
	四连通	八连通	Sobel	Roberts	Prewitt	Laplace	Canny	k -means	fuzzy c -means		
区域一致性	1.0000	1.0000	0.9999	1.0000	1.0000	0.9996	0.9991	0.9993	0.9991		
区域对比度	0.7402	0.7402	0.0608	0.0706	0.0647	0.1028	0.0130	0.4881	0.4955		
处理效率/s	0.5769	0.5771	0.6264	0.5819	0.5694	1.1570	2.1509	6.2924	4.8483		

3.3 质心提取精度 星点识别提取可靠性可以通过精确提取质心进行验证, 由于这类单星星图的目标恒星像素数相对较大, 强噪声的星空背景占据星图绝大部分, 处理此类星图的难点不在于星点质心计算本身, 而在于如下 2 点: 1) 如何消除背景内复杂的噪声, 顺利提取星点; 2) 如何提高星点边缘噪声和目标错分的概率, 保证目标提取能准确获得可靠的质心坐标, 模拟的星点既可事前预置其真实的理论坐标, 采用真实的星空背景, 又能够保证星图总体特征保持不变, 因此采用基于真实星空背景加上仿真星点的半仿真星图进行试验, 可以在保证真实的前提下, 最大限度地验证不同算法下的质心提取精度, 相较于一维最大熵法, Kittler 算法可以保证处理星图的适用性和

准确性的同时^[9], 具有更高的效率, 因此采用了 Kittler 算法作为优先级更高的阈值分割算法。

现分别利用 2 种基于 Kittler 阈值分割的连通算法、5 种边缘检测算法和 2 种聚类算法对 50 幅真实星空为背景的半仿真星图进行质心计算, 其中, 星点质心计算算法采用兼顾精度和效率, 且普适性较好的灰度加权质心法, TS60 视频全站仪的具体参数决定: 若满足高等级天文观测量度指标, 质心提取精度需优于 0.18 像素, 图 9 给出了几种不同算法下水平轴 x 、垂直轴 y 质心提取的误差分布。

表 2 给出了几种算法下具体的均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 以及相关误差指标。

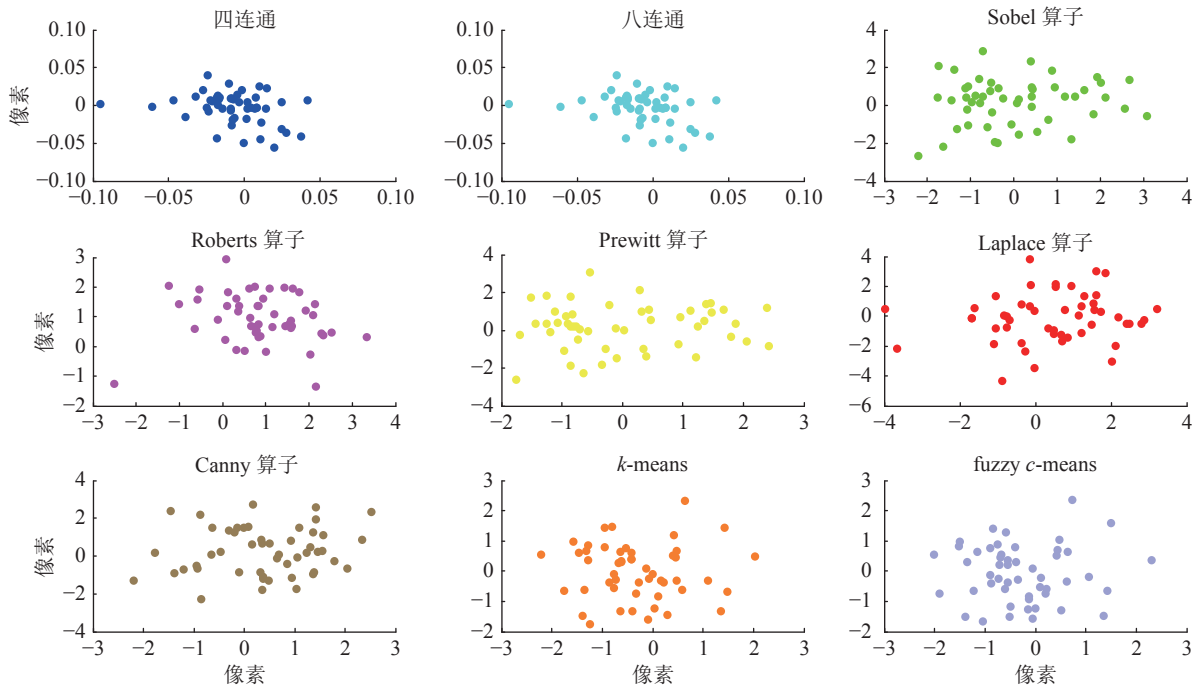


图 9 不同算法下质心提取的误差分布

表 2 几种算法下的误差指标

项目	连通域法		一阶算子			二阶算子	非微分算子	聚类分析		
	四连通	八连通	Sobel	Roberts	Prewitt	Laplace	Canny	<i>k</i> -means	fuzzy <i>c</i> -means	
RMSE	<i>x</i>	0.024 7	0.024 7	1.275 3	1.357 2	1.155 1	1.577 5	1.138 9	0.945 1	0.931 2
	<i>y</i>	0.020 8	0.020 8	1.237 0	1.263 8	1.190 7	1.634 1	1.263 8	0.899 9	0.922 4
最大 差值	<i>x</i>	-0.061 0	-0.061 0	3.073 0	3.334 8	2.420 7	3.203 4	2.522 2	-2.222 7	2.304 2
	<i>y</i>	-0.055 2	-0.055 2	2.885 4	2.962 3	3.075 3	3.856 7	2.741 8	2.335 1	2.383 5
最小 差值	<i>x</i>	-5.83×10^{-4}	-5.83×10^{-4}	-0.062 4	0.047 1	0.016 7	-0.026 6	-0.015 0	-0.006 5	0.090 8
	<i>y</i>	-8.92×10^{-4}	-8.92×10^{-4}	-0.061 8	-0.090 8	0.019 5	0.032 7	-0.071 1	0.090 4	0.095 2

表 3 给出了其中 5 幅星图质心坐标的提取情况。

由表 3 可以看出, 基于合理阈值分割的连通算法明显优于其他边缘检测算法和聚类算法, 可以准确可靠地提取恒星质心坐标。其中, *k*-means 和 fuzzy *c*-means 在求取星点质心时无显著精度差异, 可见聚类时导致的目标错分已经影响到精度, 即使采用了模糊隶属来解决分割也很难减小高噪声对精度带来的影响。尽管一阶和基于一阶算子改造的 Canny 算子提取精度优于二阶算子, 但由于星点提取识别效果欠佳, 且算法灵敏度受到高噪声和边缘方向严重影响, 基于边缘检测和聚类分析的质心算法提取精度均不满足高精度天文测量需求。特殊地, 对于多像素星点, 四和八连通在星点识别提取时是等效的, 基于 2 种不同连通方式提取的质心保持一致, 并没有发现四连通对于凸形星点具有明显的提取优势。

事实上, 利用基于区域和模型原理也可以进行星

点目标提取, 但是当图像信息变得更为复杂, 尤其是对于这类高噪声高像素的星图来说, 基于区域和模型匹配进行分割的时间复杂度也会呈现几何倍数增长, 并且区域甚至会过度分割而导致目标提取失败, 因此其整体上便不适合处理该类图像。当然, 在具备大量样本, 且有较完好分割效果图像的前提下, 利用深度学习和神经网络亦可以完好实现目标提取, 然而其前期训练所耗时间过长, 实时性又较差, 处理应用场景较稳定且图形特征也较为固定的图像的效能并不高。

4 结语

面向视频测量机器人的自动天文测量, 提出了利用基于合理阈值分割的连通识别算法来处理高噪声小视场星图。针对其星图特点, 给出了不同星点提取算法的处理流程; 在对比了不同算法、不同星图的提取效果下, 进行了相应的定性定量分析, 并利用质心

表3 部分半仿真星图质心提取坐标

真实质心 坐标	连通域法		一阶算子			二阶算子		非微分算子		聚类算法	
	四连通	八连通	Sobel	Roberts	Prewitt	Laplace	Canny	<i>k</i> -means	fuzzy <i>c</i> -means		
<i>x</i>	594.0	593.999 4	593.999 4	593.093 4	594.811 9	593.129 4	593.235 8	594.673 1	593.219 3	593.438 4	
<i>y</i>	1 778.0	1 777.951 1	1 777.951 1	1 778.539 1	1 778.774 2	1 778.241 9	1 778.032 7	1 778.112 2	1 777.467 5	1 777.627 0	
<i>x</i>	1 074.0	1 074.024 7	1 074.024 7	1 074.395 2	1 075.525 7	1 074.465 1	1 073.729 7	1 072.596 4	1 073.910 1	1 074.098 4	
<i>y</i>	1 089.0	1 088.969 6	1 088.969 6	1 089.501 1	1 089.766 6	1 089.552 1	1 086.674 1	1 088.100 0	1 088.762 7	1 088.795 6	
<i>x</i>	980.0	979.939 0	979.939 0	978.362 5	980.989 7	979.141 6	980.469 5	980.328 0	980.217 2	980.090 8	
<i>y</i>	601.0	600.999 1	600.999 1	598.846 1	600.823 6	599.126 1	599.845 0	601.865 0	600.656 4	600.496 7	
<i>x</i>	753.0	752.991 1	752.991 1	754.317 4	754.579 4	754.203 2	752.973 4	754.358 1	752.361 7	752.436 6	
<i>y</i>	1 700.0	1 699.996 2	1 699.996 2	1 698.246 0	1 700.641 7	1 698.579 8	1 696.556 7	1 699.083 8	1 700.322 0	1 700.236 5	
<i>x</i>	893.0	893.001 4	893.001 4	893.933 6	894.415 5	893.947 5	894.276 4	894.787 5	892.356 2	892.486 9	
<i>y</i>	450.0	449.982 9	449.982 9	450.994 2	451.985 0	450.730 4	451.367 6	449.734 7	448.692 6	448.504 9	

算法得到不同算法下室内半仿真星图的质心提取精度。试验表明:

1) 基于视频测量机器人拍摄星图包含大量噪声,其灰度分布实质是星空背景的反映。星图处理的关键在于处理复杂的高噪声。无论是否打开视场灯,4种星图均包含大量可见噪声,且大部分灰度信息集中在低灰度值附近,并呈现近似的高斯分布。

2) 基于合理阈值分割的连通识别法较边缘检测算法更适合处理高噪声的小视场星图。实拍野外星图的处理结果表明,其可快速完好地识别所提取的目标恒星,效果优于包括一、二阶和非微分算子在内的边缘检测算法,以及包括 *k*-means、fuzzy *c*-means 的传统聚类算法。当簇类数增加到一定时,其分割效果优于边缘检测算法,但是处理时间会大大延迟,且与先验信息不符。

3) 基于合理阈值分割的连通识别法可准确提取星点质心坐标,可以满足高精度天文测量精度需求。对50幅半仿真星图星点进行提取,其 *x*、*y* 轴方向 RMSE 分别为 0.025 和 0.021 像素。

4) 图像分割效果直接影响星点提取的精度。在星点识别提取成功的基础上,基于阈值分割连通识别法的 RMSE 明显优于边缘提取和聚类分析算法。在处理高像素星点目标时,四和八连通识别具有等价效果;聚类算法次之,2种算法提取精度无显著差异;边缘提取精度最差,其中一阶边缘检测算法和非微分算子质心提取精度稍高于二阶边缘算子。

值得说明的是,基于全站仪的天文测量可以获得足够的测前先验信息,因此根据观测时间与概略大地坐标可以反推和预测恒星出现在图像的概略位置,建立“窗口”模型,大幅减少图像处理的范围,相对处理

整个图像。此时对高噪声小视场星图的指定位置邻域区间进行边缘检测和聚类,亦可获得较好的星点识别提取效果,但是从另一侧面可看出,其整体效能仍弱于基于合理阈值分割下的连通识别法。

5 参考文献

- [1] 时春霖,张超,袁晓波,等.天文大地测量的发展现状和展望[J].测绘工程,2019,28(2):33
- [2] 时春霖,张超,陈长远,等.测量机器人小视场星图一维最大熵星点图像分割算法[J].测绘学报,2018,47(4):446
- [3] ZHAN Y H, ZHENG Y, LI C H, et al. High accuracy absolute positioning for the stationary planetary rover by integrating the star sensor and inclinometer[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(6): 1063
- [4] LI C H, PU J Y, ZHAN Y H, et al. Unified astronomical positioning and orientation model based on robust estimation[J]. Journal of Surveying Engineering, 2017, 144(2)
- [5] 侯娅贤.星敏感器高动态运动星点定位技术研究[D].北京:中国科学院大学,2021
- [6] 田金文,欧阳桦,郑胜,等.一种星图中星的提取方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2005,33(4):38
- [7] 赵臻.天文导航中星图预处理及匹配识别技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2011
- [8] 原玉磊.鱼眼相机恒星法检校技术研究[D].郑州:解放军信息工程大学,2012
- [9] 时春霖,杨培章,张超,等.基于Kittler最小误差分割算法的小视场星图分割[J].西南交通大学学报,2021,56(1):168
- [10] 黄朝兵,鄢恩顺.彩色图像分割方法综述[J].中国图象图形学报,2009,10:1
- [11] 沈丽丽,杭宁.联合多种边缘检测算子的无参考质量评

- 价算法[J]. 工程科学学报, 2018, 40(8): 996
- [12] 刘建伟, 郭平. 一种基于边缘检测的图像融合新方法[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2007, 43(5): 4
- [13] 王敏杰, 杨唐文, 韩建达, 等. 图像边缘检测技术综述[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(增1): 811
- [14] 陈晓文, 刘光帅, 刘望华, 等. 结合LoG边缘检测和增强局部相位量化的模糊图像识别[J]. 计算机科学, 2020, 47(12): 205
- [15] 黄鹏, 郑洪, 梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(6): 519
- [16] 刘重晋, 郭小娟, 陈诚, 等. 一种改进的利用空间信息加权FCM算法[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2009, 45(1): 4
- [17] SHI C L, ZHANG C, DU L, et al. Automatic astronomical survey method based on video measurement robot[J]. Journal of Surveying Engineering, 2020, 146(2): 04020002
- [18] 时春霖. 基于视频测量机器人的自动天文测量技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2018
- [19] 张耿, 张超, 米科峰, 等. 一种改进的一维最大熵星图分割算法[J]. 测绘通报, 2020(10): 53
- [20] 陈小佳. 基于视觉的小目标检测方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2020
- [21] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进Canny算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199
- [22] 裴佳伦. *k*-means算法的改进及其在数字图像分割中的应用[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2018
- [23] 林曼筠, 赵现纲, 皇甫大鹏, 等. 基于主成分分析和改进*k*-means算法的极轨气象卫星数据处理软件分型研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2017, 53(6): 7
- [24] GUO Z Z, SHI Y, HUANG F M, et al. Landslide susceptibility zonation method based on C5.0 decision tree and *k*-means cluster algorithms to improve the efficiency of risk management[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(6): 249
- [25] 赵甜雨. 基于模糊理论的图像分割算法改进与应用[D]. 烟台: 烟台大学, 2021
- [26] LIU Z Y, DING F, XU Y, et al. Background dominant colors extraction method based on color image quick fuzzy *c*-means clustering algorithm[J]. Defence Technology, 2021, 17(5): 1782

Star extraction of high noise star map with small field of view based on video measurement robot

ZHANG Chao¹⁾ SHI Chunlin^{1, 2)} WU Jianlin³⁾ YU Guangrui²⁾ CHEN Shaojie^{4, 5)}
JIAO Bo¹⁾ CHEN Changyuan¹⁾ TANG Jinjiu⁶⁾

(1)Geospatial Information Academy, Information Engineering University, 450001, Zhengzhou, Henan, China; 2)Troop 61206, 100042, Beijing, China; 3)Troop 63620, 732750, Jiuquan, Gansu, China; 4)National Time Service Centre, Chinese Academy of Sciences, 710600, Xi'an, Shaanxi, China; 5)University of Chinese Academy of Sciences, 100049, Beijing, China; 6)Troop 61365, 300100, Tianjin, China)

Abstract Star map recognition and extraction is key to automatic astrometric data processing. In view of the high noise characteristics of small field star images captured by video measurement robot, a connectivity algorithm based on reasonable threshold segmentation is proposed to process such star images. The graphic features of four different star images were analyzed, recognition effect of common star point extraction algorithms on real star images were compared. Qualitative and quantitative analysis verified that connected algorithm under threshold segmentation could obtain perfect and ideal star point extraction, better than edge detection algorithm and clustering algorithm. Indoor semi-simulated star images based on real star sky confirmed that this algorithm was accurate and reliable. The root mean square errors in horizontal and vertical directions were 0.025 and 0.021 pixels respectively, meeting needs of high-precision astronomical measurement.

Keywords automatic astronomical survey; star map with small field of view; star point extraction; threshold segmentation; edge detection; cluster analysis

【责任编辑: 陆有忠】