

基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法

吴佩汶 林彬

Constellation recognition method based on triangulation and similarity constraints

WU Peiwen, LIN Bin

引用本文:

吴佩汶, 林彬. 基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法[J]. 应用光学, 2025, 46(6): 1398–1408. DOI: 10.5768/JAO202546.0602001

WU Peiwen, LIN Bin. Constellation recognition method based on triangulation and similarity constraints[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(6): 1398–1408. DOI: 10.5768/JAO202546.0602001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0602001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

模板投票和多方向融合的近红外指静脉识别

Template voting and multi-directional fusion for near-infrared finger vein recognition

应用光学. 2025, 46(1): 112–120 <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0102003>

基于改进Faster RCNN的零件识别方法研究

Parts recognition method based on improved Faster RCNN

应用光学. 2022, 43(1): 67–73 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0102003>

基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法

Weather recognition method based on convolutional neural network and feature fusion

应用光学. 2023, 44(2): 323–329 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0202004>

基于身份-年龄共享特征的跨年龄人脸识别方法

Method for cross-age face recognition based on identity-age sharing features

应用光学. 2023, 44(3): 565–570 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0302004>

基于改进ViT的红外人体图像步态识别方法研究

Gait recognition method of infrared human body images based on improved ViT

应用光学. 2023, 44(1): 71–78 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0102002>

融合深度学习与外极线约束的三维人体位姿测量方法

3-D human pose measurement method based on deep learning and epipolar constraint

应用光学. 2020, 41(6): 1166–1173 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0601005>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 06-1398-11

引用格式: 吴佩汶, 林彬. 基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法[J]. 应用光学, 2025, 46(6): 1398-1408.

WU Peiwen, LIN Bin. Constellation recognition method based on triangulation and similarity constraints[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(6): 1398-1408.



在线阅读

基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法

吴佩汶, 林彬

(福建师范大学 光电与信息工程学院, 福建 福州 350117)

摘要: 星座识别用于在天文图像中识别出已知星座, 是天文观测的重要基础。现有的星座识别算法聚焦于星历表的使用, 缺乏仅利用图像信息的针对性研究。提出一种基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法。该方法使用 Delaunay 三角剖分构造三角形, 以内角角度相似性进行匹配识别, 并依据匹配星点得分情况实现初筛; 引入确定点与被测点组合的方式, 实现目标星座的选取。实验结果表明, 本文方法在相对较短的识别时间内, 平均识别准确率与匹配准确率分别为 87.9% 和 76.1%, 能有效提高目标星座的识别成功率。

关键词: 星座识别; 三角剖分; 相似性约束; 投票机制

中图分类号: TN201; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0602001

Constellation recognition method based on triangulation and similarity constraints

WU Peiwen, LIN Bin

(College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China)

Abstract: Constellation recognition is used to identify known constellations in astronomical images and is an essential foundation for astronomical observations. Existing constellation recognition algorithms focus on using ephemerides but lack targeted research using only image information. A constellation recognition method based on triangulation and similarity constraints was proposed in this paper. This method used Delaunay triangulation to construct triangles, matching and identifying the triangles according to the similarity of internal angles, as well as realizing the preliminary screening according to the matching star points. The combination of the determined point and the test point was introduced to realize the selection of the target constellation. Experimental results show that the method proposed has an average identification accuracy and matching accuracy of 87.9% and 76.1%, respectively, in a relatively short recognition time, which can effectively improve the recognition success rate of the target constellation.

Key words: constellation recognition; triangulation; similarity constraints; voting mechanism

引言

天文观测是系统测量和记录天体物体(如恒星、行星和星系)的过程, 用以研究物体的位置、运动和特征。常见的方式为利用各类仪器接收来自宇宙各类目标天体不同波段的辐射与电磁辐射,

以此提出假设并进行观测验证。其中, 可见光波段的天文观测被广泛使用。对于专业观测团队, 在观测图像中选取合适的参考星, 是后续利用球面天文学技术进行位置定标的重要步骤^[1]。随着观测技术与设备的改进与普及, 越来越多的天文

收稿日期: 2024-11-20; 修回日期: 2025-04-08

基金项目: 国家自然科学基金(62305059)

第一作者: 吴佩汶, E-mail: fitz6639@outlook.com

通信作者: 林彬, E-mail: linb@fjnu.edu.cn

爱好者无需专业设备也具备天文观测的能力。对于他们而言,在观测时如果设备具备识别拍摄图像中典型星座的引导功能,这有助于更快更好地实现目标观测。目前,大多数的星图识别算法都是将观测到的星点与预先编制的星历表进行匹配识别,而仅通过图像处理得到识别结果的针对性研究较少。

图像处理在天文学数据分析中占据重要位置^[2],包含图像的预处理、特征的提取与识别等步骤。图像预处理技术通常使用图像分割、图像滤波去噪、图像压缩等方式来改善图像质量、减少噪声、突出特征。从观测星图的形状、纹理和颜色等方面进行特征提取,将这些特征转化为可计算和可比较的定量化描述,为后续的分析识别提供数据支持。特征识别方法的选择,决定着特性提取的方式,是影响识别结果的重要因素。通常,观测图像会受到旋转、缩放或光照的影响。此外,由于星图中缺乏足够的纹理和形状特征,增加了构建特征描述符的难度,难以确保匹配的准确性和效果^[3-4]。因此,选择合适的特征构建及识别方法对于获得准确、可靠的识别结果至关重要。

在天文领域,基于构建三角形的特征识别算法是一种常用的、发展成熟的星图识别算法。传统的三角形方法通过比对观测到的恒星位置和亮度等信息,来寻找与星表中已知恒星的对应关系,这需要依赖于已知的星表数据。LIEBE C C^[5]提出三角形算法,通过选择一个中心星,并与它最接近的两个星组成一个三角形,以角距作为特征进行识别。张广军等人^[6]对三角形算法进行改进,通过对天区进行划分,利用角距和状态标识,提高星图识别的效率。樊巧云等^[7]将三角形的形心惯性比及其最长边作为特征,采用散列函数的方式搜索识别。ARANIM S 等人^[8]在 LIEBE C C 的研究基础上,选择中心星与临近的3颗星,分别构成3个三角形,利用三角形面积、角度和极距作为特征值进行识别。张同双等人^[9]通过构造散列函数,按最大内角的大小实现分块存储。王军等人^[10]将三角形的边长、外接圆和内切圆半径的乘积融合成多特征用于识别,并采用内接正二十面体法对星表进行分区。FAN Q 等人^[11]利用一个小角距和两个大角距组成楔形三角形图案,并以此重建导航星数据库。这类方法面临的主要问题是构建和匹配三角形时计算量要求较高,所需存储较大。

Astrometry.net^[12]是一个常用的天文图像识别系统,将三角形拓展到多边形,与星历表进行哈希码匹配。虽然使用该系统能在没有预先定义世界坐标系信息的前提下识别出较多的信息,但结果中存在一定的识别误差。PAL A 和 BAKOS G^[13]利用最小二乘法变换图像的参考系,将 Delaunay 三角剖分进行拓展,生成星点列表,实现对称点匹配,该算法还应用到 HATNet 观测系外行星。该方法通过迭代不断增加三角形生成的数量,并且考虑了诸多非线性变换,一定程度上增加了冗余性。此外,该方法主要在具有大量图像源范围内进行工作,专业性较强,不适合业余天文爱好者对星座的识别研究。JAMAL A 等人^[14]利用星图中特定的四边形恒星组构建哈希表,与多个天文目录融合生成的索引表进行匹配。该方法有效地将检测到的物体与已建立的天文目录进行交叉引用,准确率较高。但是,该算法使用单一的阈值进行识别,可能导致无法充分适应不同星点的特性,从而导致排除掉某些星点。此外,当星图中包含大量的识别对象时,该算法的准确性会受到限制。

另一种基于构建三角形的方法仅依赖于图像的信息,利用两幅星图构建三角形进行匹配识别。GROTH E J^[15]提出并实现了一种使用三角形相似定理进行匹配的方法。该方法描述了二维坐标列表的模式匹配算法,根据每个列表中三元组点形成的三角形来匹配。VALDES F G 等人^[16]在 GROTH E J 的基础上提出新的策略,使用更简单的三角形参数和匹配标准。周海洋等人^[17]通过添加相似度权重因子来对权重矩阵进行改进,分析星点像素强度与大小分布提出稳定星概念。BEROIZ M 等人^[18]提出一个名为 Astroalign 的 Python 模块,通过识别两个图像上相应的三角形并估计它们之间的仿射变换来完成星点匹配,但当星图的视野范围差距过大时,该方法无法很好地找到能适用于大部分星点的变换方式。庄幽文等人^[19]根据星点的几何不变量来为其构建特征,通过代价函数来比较特征之间的相似度,并利用 RANSAC 算法去除误匹配点。YANG L 等人^[20]将星点间的拓扑关系和迭代最近点相结合,构建参考图与被测图的映射关系来找到最优匹配。上述方法均通过三角形来构建特征,这种方式简单方便,易于实现。但是三角形的特征具有低维数性,数据冗余和识别成功率低仍是限制这类算法效率的主要因素。

针对上述问题,本文提出一种基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法。该方法将观测图像经图像预处理后,利用 Delaunay 三角剖分实现三角形的构建。将三角形的内角角度作为特征约束进行星点投票,实现基于角度相似性约束的恒星粗匹配。此外,以投票得分为依据,将星点划分为确定点与待测点。通过两类星点的组合,实现基于确定星约束的恒星精匹配,从而实现星座的识别。相较于传统方法中存在的遍历星点构建三角形、仅依靠单一阈值进行相似判断、无法有效去除干扰点对识别效果的影响等问题进行了优化与改进。实验结果表明,所提出的方法能够减少构建三角形的数量,减少识别所需存储空间与时间。同时对目标恒星的选择进行约束,提高识别准确率。

1 基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法

1.1 图像预处理与质心提取

星空图像由复杂星空背景、大量恒星和少量空间目标构成的典型星座以及星群组成,这些空间目标在图像中通常具有较高的灰度值。因此,对灰度图像进行二值化处理初步筛选出高亮恒星。二值化的关键在于如何合理地设定阈值以在尽可能滤除图像中的噪声的基础上保留恒星。过大的阈值可能过滤掉较为暗弱的恒星,而过小的阈值则会保留大量的非目标恒星,增加后续的工作难度。目标恒星在星图中的灰度分布特性与背景和其他恒星有较大的区别,本文将基于此特性实现候选目标恒星的提取。

星图中低灰度值的背景占据了大部分像素,而高亮恒星的比例则相对较小^[21]。根据这一灰度分布特征构建二值图像 I_{bw} ,具体如下:

$$I_{bw}(x,y) = \begin{cases} 1, & I(x,y) \geq T_g \\ 0, & I(x,y) < T_g \end{cases} \quad (1)$$

$$T_g = G_{\text{sort}}(\alpha \times n_p)$$

式中: $I(x,y)$ 与 $I_{bw}(x,y)$ 分别代表二值化构造前后图像的灰度值; T_g 表示灰度阈值; G_{sort} 表示将星图中 n_p 个像素的灰度值按升序排序后的序列。此时,如果星图中有某个像素的灰度值大于 $\alpha\%$ 的像素,则在二值图像 I_{bw} 中将该像素设置为 1^[22]。通过这种方式可以对恒星进行初步筛选,为后续处理和分析图像奠定基础。

目标恒星在图像中除了具有灰度高的特征,在星图中的分区面积也比非目标恒星大。因此,利用 Two-pass 算法对二值化后的图像进行连通域搜索。由于初步筛选的恒星对应的连通域多于目标恒星数量,通过计算每个连通区域的面积,选取其中面积最大的 N_L 个连通域作为最终的候选恒星。连通域选取个数 N_L 满足:

$$N_L = \min(n_T, n) \quad (2)$$

式中: n_T 表示期望选取的连通域个数; n 表示图像生成的连通域总个数。

对每个连通域进行质心计算,将得到的星点坐标保存在数组集合 C 中,便于提取几何特征,具体计算如式(3):

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^n I(x_i, y_i) x_i}{\sum_{i=1}^n I(x_i, y_i)}$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^n I(x_i, y_i) y_i}{\sum_{i=1}^n I(x_i, y_i)} \quad (3)$$

式中: (x_c, y_c) 是质心坐标; $I(x_i, y_i)$ 是点 (x_i, y_i) 的对应权重; n 为连通域内像素点的数量。

1.2 基于角度相似性约束的恒星粗匹配

目标恒星的识别,关键在于对提取特征的匹配。星座的典型特征是星点之间构成的几何形状。然而,观测角度、观测位置和观测方式等因素会导致拍摄的星图图像存在一定差异,这些差异主要表现为星点之间相对位置的变化,从而可能影响星座的识别。图 1 展示了在两个不同观测点对同一目标进行观测所产生的视角差示意图,其中 D 表示目标到观测点的距离, d 表示两个观测点之间的基线长度, θ 表示目标在这两个观测点视野中所产生的视差角。当目标与观测点距离相对较近时,在不同观测位置所拍摄的图像中,目标相对背景会存在明显的位置差,进而导致二维图像中的目标之间的特征发生了改变。然而,由于地球对于恒星的观测距离极远,近似于无穷远处,此时恒星在天球上的视角变化 θ 非常微小^[23]。在不同观测点拍摄到的星空图中,恒星所处的相对位置基本保持不变,恒星之间形成的三角形的变化可忽略不计。因此,可以利用几何学中的相似三角形判定定理,通过比较星座图像中三角形的内角,来

判断图像中的星座是否一致。本文使用基于角度相似性约束的恒星粗匹配方法, 通过构造三角形, 建立参考图和被测图的映射关系。

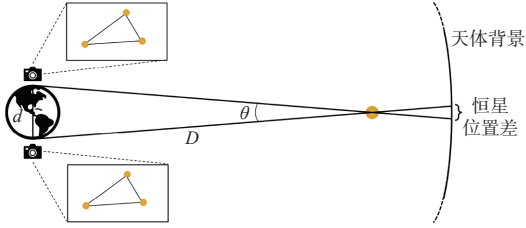


图1 不同观测点下视差现象示意图

Fig.1 Schematic diagram of parallax phenomenon at different observation points

文中使用 Delaunay 三角剖分^[24]来构造三角形。相较于通过遍历星点生成三角形的方式, 使用 Delaunay 三角剖分生成三角形的数量通常较少, 占据的存储空间较小, 后续进行三角形匹配时速度也较快。

三角网构建完成后, 定义数组集合 TL , 记录三角网中构成每个三角形的各顶点在星点坐标 C 对应的索引。同时定义数组集合 TA , 记录三角网中每个三角形各内角的角度。针对每个三角形, 利用星点坐标构造边长 a 、 b 、 c , 根据余弦定理求得内角的角度 θ_a 、 θ_b 、 θ_c , 并将其按照升序的方式进行排列, 储存在数组 TA 中。同时, 将对应数组 TL 按照该排序方式进行排列, 以保证构成三角形的顶点与该顶点形成的内角一一对应。重复上述操作, 直到全部三角形的内角计算完成, 此时数组 TA 构造如式(4):

$$TA = \begin{bmatrix} \theta_{1a} & \theta_{1b} & \theta_{1c} \\ \theta_{2a} & \theta_{2b} & \theta_{2c} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \theta_{na} & \theta_{nb} & \theta_{nc} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: n 表示 Delaunay 三角剖分生成的三角形个数。针对多张被测图像, 进行如式(4)的三角构造, 每张被测图生成其对应的 TL_{src} 与 TA_{src} 。针对多张参考图像, 利用其三角构造构建参考图像模板, 用 TL_{ref} 与 TA_{ref} 来代表该标准参考索引数组和内角数组。在本文中, 参考图像中出现的 TL_{ref} 与 TA_{ref} 均为标准参考数组。

通过遍历参考图像每个三角形的内角 TA_{ref} 和被测图像每个三角形的内角 TA_{src} , 计算对应角度的均方根误差 RMSE(root mean square error)。具体计算如式(5):

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{(\theta_i^1 - \theta_j^1)^2 + (\theta_i^2 - \theta_j^2)^2 + (\theta_i^3 - \theta_j^3)^2}{3}} \quad (5)$$

式中: θ_i 和 θ_j 分别代表参考图与被测图第 i 个和第 j 个三角形的内角数组集合; $[\theta_i^1, \theta_i^2, \theta_i^3]$ 和 $[\theta_j^1, \theta_j^2, \theta_j^3]$ 分别代表 θ_i 和 θ_j 集合中的 3 个数值。如果计算得到的 $RMSE$ 满足预设定的阈值 T_{rmse} , 即:

$$E_{RMSE} \leq T_{rmse} \quad (6)$$

认定为两个三角形匹配成功。

对于每一个 TA_{ref} 中的集合 θ_i , 遍历 TA_{src} , 找到满足 T_{rmse} 条件且与 θ_i 相似度最高的集合 θ_j 。此时, 在参考图和被测图的三角网顶点索引 TL_{ref} 和 TL_{src} 中找出对应的顶点集合 L_i 与 l_j , 对两个集合中的对应星点索引进行赋分。重复上述操作, 直到遍历完 TA_{ref} 中的全部三角形, 此时, 得分表 V 为

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1n_p} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2n_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n_c1} & v_{n_c2} & \cdots & v_{n_c n_p} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: n_c 为被测图像星点坐标数组 C_{src} 中星点的个数; n_p 为期望得到的目标恒星个数; v_{ij} 表示被测图像第 i 个星点与参考图像第 j 个星点的相似性得分。找出得分表 V 的每一列中分数的最大值, 根据其所在行数得到对应的被测星点。当出现某一列的得分全为 0, 不存在最大值, 或是存在多列的最大值属于同一行等无法保证星点对应关系唯一性的情况时, 排除掉这些被测星点。此时, 选出的星点即为粗匹配后的目标恒星。

1.3 基于确定星约束的恒星精匹配

非目标恒星的存在具有随机性, 当其出现在目标恒星周围时, 可能导致在进行 Delaunay 三角网构建后与理想情况出现偏差。此时, 将这些造成偏差的非目标恒星定义为干扰星。图 2(a) 所示为理想情况下目标恒星构成的 Delaunay 三角网。当目标恒星周围出现干扰星时, 如图 2(b) 中黄圈所示, 因 Delaunay 三角剖分的“空外接圆”准则, 使得原本应该由 3 个目标恒星构成的三角形被拆分, 在使用基于角度相似性约束的恒星粗匹配后, 目标恒星的得分会受到影响。此时, 粗匹配得到的星点中可能包含干扰星, 为后续目标恒星的确定造成困难。为解决上述问题, 提出一种基于确定星约束的恒星精匹配方法。在 1.2 节计算的基础上, 通过确定点与待测点之间的组合, 找出所有组合中最优情况, 确定出目标恒星。

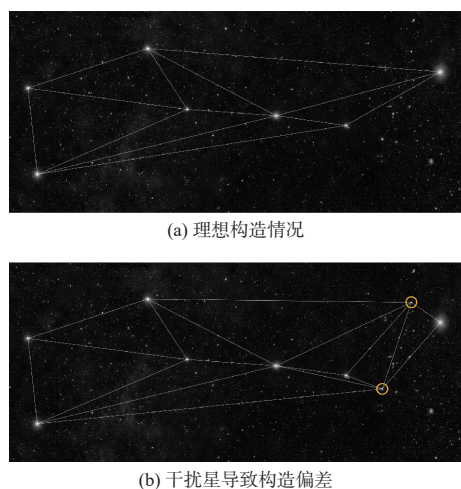


图2 Delaunay三角网构造

Fig. 2 Construction of Delaunay triangulation

因受干扰星的影响,少部分目标恒星的得分会低于干扰星的得分,而大部分目标恒星的得分情况符合预期。根据这一特性,通过多次实验经验得出,被测图像中得分不小于 T_s 的星点为目标恒星。此时,将这 m 个目标星点筛选出来作为确定点。在被测图星点数组 C_{src} 中的非确定点中选择 $n_p - m$ 个星点作为待测点。记被测图星点数组 C_{src} 中元素的个数为 n_c ,则选择待测点与确定点进行组合的方式共有 $C_{n_c - m}^{n_p - m}$ 种,将这些组合方式记录在数组 P 中。针对每一种组合方式,对参考图与被测图进行三角网构建与三角形相似度比较。同时,在该组合情况下,记录参考图与被测图三角形匹配成功的个数 N_M ,累计每次匹配成功时对应的RMSE数值 S_R 。上述组合选点匹配示意图如图3。

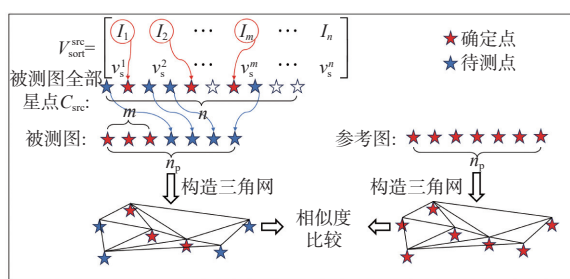


图3 组合选点匹配示意图

Fig. 3 Schematic diagram of combined point matching

依次遍历所有的组合方式,动态更新 N_M 与 S_R ,保留匹配成功的个数最多且累计的RMSE最小的数值。当所有组合方式执行完成后,便可根据 N_M 与 S_R 的数值找到最佳组合 P_k 。将被测图的 m 个确定点与 P_k 中的星点进行组合,求出最终的目标星点。上述基于确定星约束的恒星精匹配的具体

实现流程如算法1所示(表1)。

表1 算法1

Table 1 Algorithm 1

算法1 恒星精匹配

输入: TL_{ref} , TA_{ref} , TL_{src} , TA_{src} , C_{src} , V

输出: 最终的目标星点 P_f

1: 选择 m 个确定点,每个确定点 i 满足 $V_i > T_s$

2: 从 C_{src} 中选择 $n_p - m$ 个待测点

3: 记录确定点与待测点的组合方式 P

4: for p in P

构建该组合情况下的三角网 TA_p

if TA_p 与 TA_{ref} 的数量不相等

continue

使用公式(5)计算 TA_p 与 TA_{ref} 的相似度,记录 N_M 与 S_R 数值

5: P_k 是 P 中满足 $\arg \max(N_M) \cap \arg \min(S_R)$ 的最佳组合

6: 将 m 个确定点与 P_k 中的星点进行组合为 P_f

2 实验结果与分析

为了验证基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法的可行性,进行了仿真实验。实验程序使用MATLAB R2022b编写,运行在Intel(R)Core(TM) i7-13700H处理器和16 G内存的硬件配置平台上。

在仿真实验中,以北斗七星作为典型星座进行识别验证。实验过程中,具体参数设置如下:

1) 构建二值图像时,灰度值大于 $\alpha=82\%$ 的点被设置为1;

2) 连通域构建完成后,期望选取的个数 $n_T=15$;

3) 两个三角形匹配成功的判断依据为 $E_{RMSE} \leq T_{rmse} = 1.7$;

4) 恒星粗匹配后,期望得到的目标恒星个数 $n_p=7$;

5) 恒星精匹配前,将得分不小于 $T_s=3$ 的星点作为确定点。

上述参数设置均基于大量实验数据归纳总结得出。经过多次验证,这些参数能够确保实验结果的稳定性和准确性。

2.1 实验设置

2.1.1 实验数据

仿真实验共选择23张被测星图图像,并利用这些图像生成230张星点仿真图像(图像来源:<https://esahubble.org/>)。在生成图像的过程中,利用

原图像中的目标星点坐标信息构建初始仿真图,随机添加适量非目标星点模拟干扰点的影响。通过添加旋转和缩放因子对图像进行调整,并采用适当的裁剪,以确保每张仿真图像具有不同旋转角度、比例大小以及图像宽高比。此外,选取部分被测星图图像,将原图像通过类似的旋转缩放以及裁剪方式,生成 140 张变换仿真图像。选取部分被测图像与其对应生成的仿真图像,以图像序列的方式在图 4 中展示。其中,每一行代表一组图像序列,从左至右分别为被测图像、由目标星点信息生成的仿真图像以及由被测图像经变换后生成的仿真图像。为方便展示,将每张图像的尺寸大小进行统一。

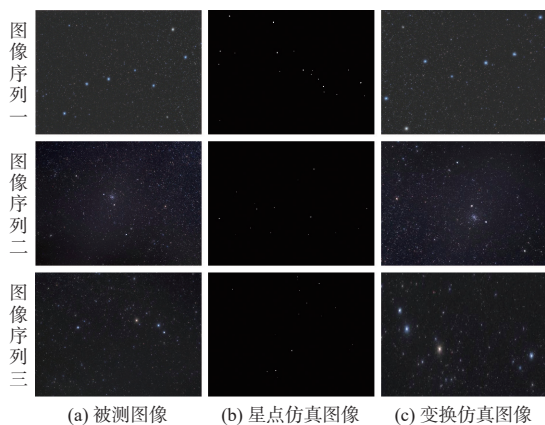


图 4 被测图像与对应仿真图像

Fig. 4 Test images and their corresponding simulation images

2.1.2 对比方法

本文选取文献 [12,15] 中提出的算法进行对比实验。GROTH E J^[15] 提出的方法仅利用图像信息,根据图像的二维坐标列表,以三元组的方式生成三角形,利用其相似性进行匹配。Astrometry.net^[12] 提出的方法以 4 颗星点为单位,生成能描述图像中星点相对位置的哈希码,与预先定义的星历表中的哈希码进行匹配。同时,为验证基于 Delaunay 三角剖分的可行性与优势,定义一个遍历方法来进行对比实验。该方法将本文算法中构建 Delaunay 三角网的部分修改为遍历星点生成三角网的方式,其余部分的算法不做修改。

2.1.3 评价指标

在算法对比实验中,从平均识别准确率、平均匹配准确率和运行时间三个方面进行分析比较。

针对每张图像,识别准确率计算方式如式(8):

$$A_{acc_i} = \frac{n_i}{n_p} \quad (8)$$

式中: n_i 表示识别成功的星点个数; n_p 表示该图像中目标恒星的个数。在计算 acc_i 时,如果精匹配得出的坐标与目标恒星坐标的差距小于阈值 T_d ,则表示星点识别成功。

针对每张图像,匹配准确率计算方式如式(9):

$$A_{acc_m} = \frac{n_m}{n_p} \quad (9)$$

式中: n_m 表示匹配成功的星点个数。匹配成功定义为在识别出目标恒星时,该星点能与参考图像中的对应星点相匹配。在 Astrometry.net 提出的方法中,根据 4 颗星点构成的哈希码与星历表中的哈希码匹配,检测出图像中星点的坐标、名称和亮度等信息。因此,该方法的匹配准确率与识别准确率的定义相同。针对本文的算法与遍历算法,需要设置额外的约束条件来计算每张图像的匹配准确率。在坐标的计算差距小于阈值 T_d 的基础上,得分表 V 中的相应得分不应小于 T_m ,此时星点匹配成功。当所有图像的准确率计算完成后,分别求出平均识别准确率 $avgA_{acc_i}$ 和 $avgA_{acc_m}$ 。根据多次实验,将 T_d 与 T_m 分别设置为 0.5 和 2。

针对每张图像,记录其运行时间。其中: 23 张被测图像和 230 张星点仿真图像记录完整的执行时间以及去除预处理时间后的执行时间; 140 张变换仿真图像记录完整的执行时间。

2.2 实验结果与分析

本文以及遍历的方法均使用参考图像模板与 23 张被测图和 230 张星点仿真图进行计算,共计生成 253 个识别结果。GROTH E J 方法由于算法的要求,无法使用统一的参考模板,故随机选择 3 张参考图像,分别与这 253 张图像进行计算,共计生成 759 个识别结果。Astrometry.net 方法选择 23 张被测图像与 140 张变换仿真图像进行实验,共计生成 163 个识别结果。

表 2 展示了使用 4 种不同方法的平均识别准确率以及平均匹配准确率,其中 Astrometry.net 使用的仿真图像为 140 张,其余 3 种方法使用的仿真图像为 230 张。图 5 与图 6 分别展示了对被测图像与仿真图像使用 4 种不同的星图识别算法的识别与匹配结果。其中,分别使用蓝色、青色、绿色和红色来表示 GROTH E J、Astrometry.net、遍历以及本文方法识别出的星点及其序号,用黄色方框

以及数字来表示正确匹配出的星点和次序。当识别出的星点坐标差距小于阈值 T_d 时,星点识别成功,并标注识别序号;反之则不对其进行标注。当星点识别序号与匹配序号相同时,则认为星点匹配成功。由于 Astrometry.net 方法的特殊性,如图 5(b)与图 6(b)所示,计算所有识别星点的坐标差距,小于阈值 T_d 时该星点识别并匹配成功,标注序号。

表 2 各方法的平均识别与匹配准确率
Table 2 Average identification and matching accuracy of each method %

图像类型	识别准确率/匹配准确率			
	Groth方法	Astrometry.net方法	遍历方法	本文方法
被测图像	53.18/33.65	58.91/61.85	85.87/64.04	90.06/77.70
仿真图像	34.05/18.63	58.91/61.85	86.18/64.72	85.81/74.57

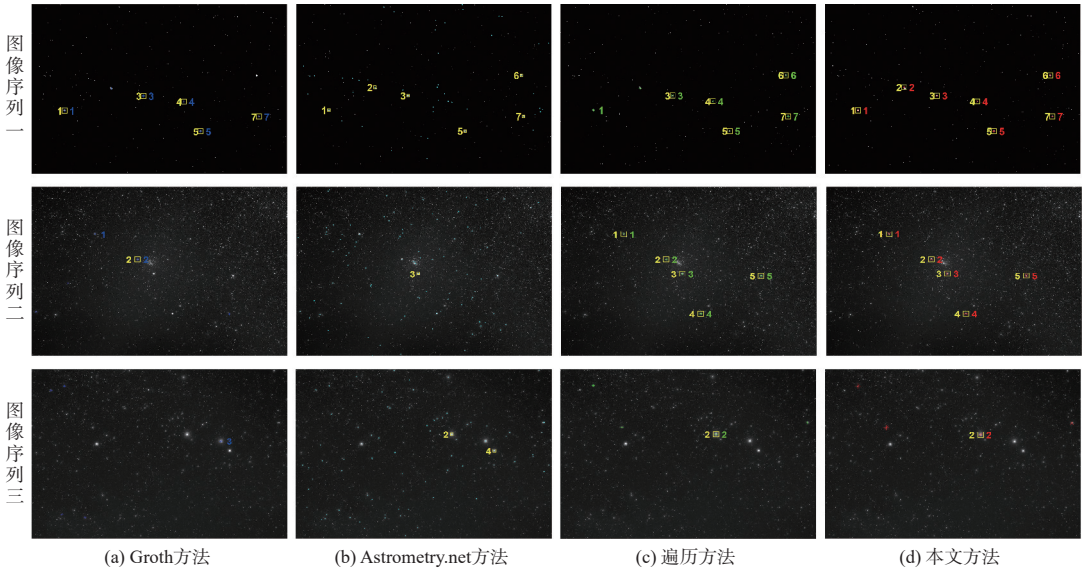


图 5 被测图像结果对比
Fig. 5 Comparison of results for test images

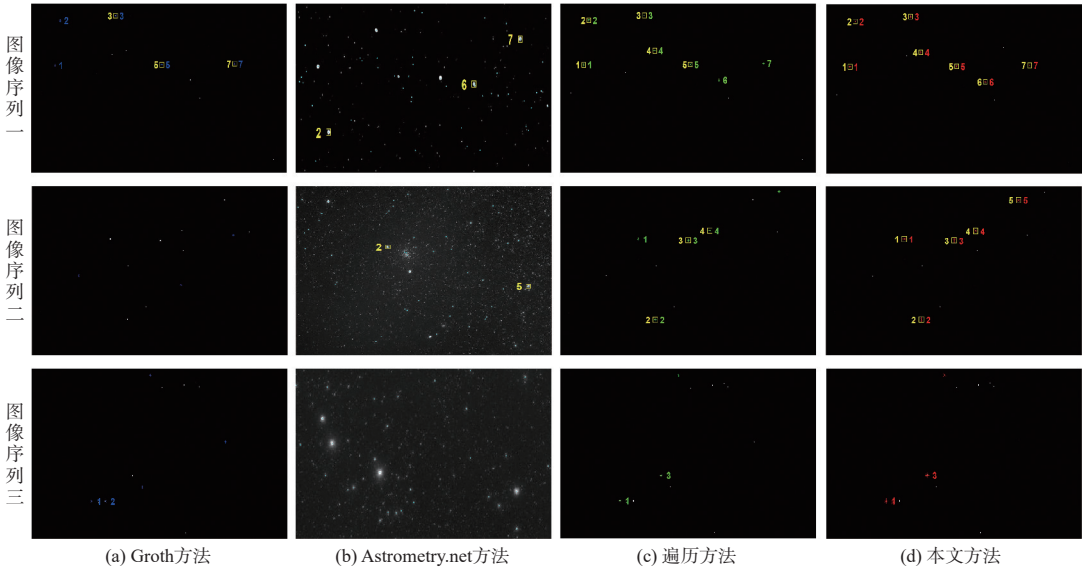


图 6 仿真图像结果对比
Fig. 6 Comparison of results for simulation images

GROTHE J 方法根据星点的亮度来筛选星点进行三角形的构建,利用三角形的边长之间的关

系来实现匹配过程,根据周长的放大率来消除错误匹配,依据投票得分生成匹配结果。仅依赖于

星点亮度来选择构造星点,可能会漏选掉部分目标星点。由于该方法使用传统的遍历星点方式构造三角形,生成的数量过多,仅依靠周长的放大率来筛选匹配结果会导致无法尽可能多地消除错误匹配,进而导致得分情况的偏差,故识别与匹配准确率较低。Astrometry.net的方法依靠星点间构成的哈希码与星历表进行匹配,该方法高度依赖于星历表。若星历表未包含某区域的足够数据,或因低质量的非标准天文图像缺少进行有效校准所需的特征时,该方法的表现不佳,识别与匹配准确率较低。遍历方法构建的三角形数量较多,同样因错误匹配过多导致匹配准确率较低。本文提出的方法,依靠亮度与分区面积来选择星点进行三角形构建,依靠多次相似度判断来消除错误匹配,并利用组合选点的方式,在多次匹配结果中选择最优的情况。相较于其他方法,识别与匹配准确率较高。随着星图中构成星座的星点数量的减少,如图5与图6的序列二与序列三所示,算法在进行星点匹配和星座识别时,可用的几何特征(如星点连线、夹角等)也随之减少,很难得到足够多且稳定的三角形来进行角度或边长比的匹配。此时,GROTH E J方法的识别率与匹配率极低,几乎无法识别出构成星座的星点位置信息,而本文和遍历方法虽然识别效果降低,但能检测出部分星点并匹配成功。

图7展示了GROTH E J、遍历以及本文方法的PR曲线。由于Astrometry.net方法需通过API调用实现,其PR值无法进行量化计算。具体而言,Groth方法受限于三角形特征提取的不稳定性,导致有效候选匹配数量严重不足,且缺乏可靠的错误匹配剔除机制,最终仅获得少量匹配结果,

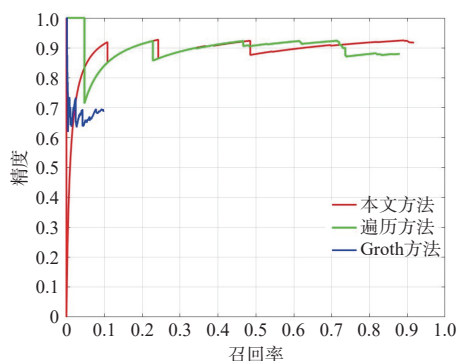


图7 Groth、遍历与本文方法的PR曲线

Fig. 7 PR curves for Groth, traversal and proposed methods

从而使得召回率受限在很低范围,准确率也相对较低。遍历算法采用穷举策略,在高置信度下展现其高准确率特性。但在试图检测更多目标时,该算法引入了较多的错误检测,无法较好地平衡漏检与误检的问题。而本文提出的方法采用渐进式的筛选机制,能够在大部分召回率范围内都保持更高准确率,能更好地兼顾“少误检”和“多检出”之间的平衡,从而呈现整体更高的PR性能。

此外,本文进一步针对实验过程中的错例进行分析。当非目标恒星与目标恒星的距离非常接近、并且其灰度值与分区面积接近或大于目标恒星时,如图8所示情况,会使得三角形粗匹配过程中存在偏差,由非目标恒星构成的三角形与参考图像模板中的三角形匹配的RMSE值更低,进而导致在后续精匹配过程中,星点坐标误差高于阈值 T_d 。在本文的工作中,利用多张参考图像构建参考图像模板,用于三角形内角的匹配。参考图像选取的数量、图像内目标恒星的坐标等信息、构建模板的方式等,均会对匹配结果造成影响。基于阈值的单一相似度判定方式可能会导致误判的情况发生。此外,在目前所使用的计算匹配准确率算法中,通过设置一个得分的约束条件来判断星点是否与参考星图中的对应星点匹配的方法存在局限性。在实际的星图识别过程中,部分星点可能受到Delaunay三角剖分的影响,包含该星点的三角形数量较少,导致星点得分低于判定阈值,如图9所示。相较于其他对比方法,本文提出的方法利用多次相似度判断来减少错误匹配数量,提高识别成功率,避免因单次判断而造成的误检情况。在二次匹配验证的得分基础上,设置分数阈值来筛选目标星点,提高星点匹配成功率,减少单次匹配验证带来的局限性。针对上述提到的不足,在后续的工作中,应增加参考图像数据集的多样性、优化识别算法、采用多特征融合的方式来提高星座识别与匹配的准确率。

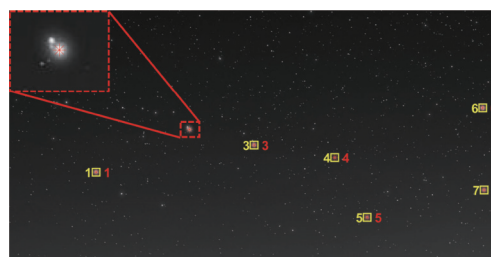


图8 目标恒星无法识别示意图

Fig. 8 Schematic diagram of target star cannot be identified

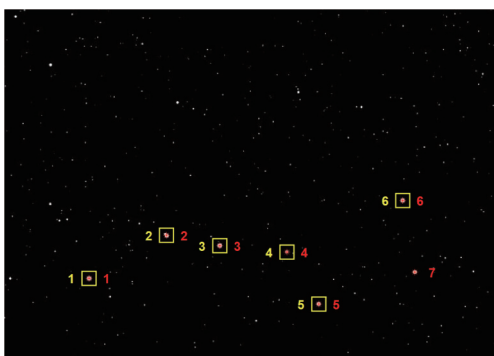


图9 目标恒星无法匹配示意图

Fig. 9 Schematic diagram of target star cannot be matched

最后,统计了各方法在计算资源上的差异,并记录在表3中。其中,由于Astrometry.net方法返回包含图像预处理在内的算法全流程运行时间,故对比情况分为仅包含识别过程的时间,以及全流程运行时间。GROTHE J方法根据三角形的边长实现匹配,并以三角形为单位,利用周长的放大率来进行错误匹配的去除。本文提出的方法是根据三角形的三个内角角度来实现匹配,寻找匹配成功的对应顶点,在粗匹配和精匹配中均对星点之间的相似性进行了判断,故本文提出的方法比GROTHE T所提算法的执行时间相对较长。Astrometry.net方法将星点之间构成的哈希码与星历表进行匹配,而本文的方法仅需与标准的参考星图进行对比,执行时间相对较短。遍历方法生成的三角形数量较多,但后续匹配成功的情况相应较少,故执行时间仅略高于本文的方法。

表3 各方法的平均执行时间

Table 3 Average execution time of each method s

	Groth方法	Astrometry.net方法	遍历方法	本文方法
识别过程	0.0518	—	0.3294	0.2529
全流程	0.0642	10.6845	0.3546	0.3032

在生成仿真图像的过程中,因加入了不同的缩放因子,并对每张图像实施不同的裁剪方式,使得每张图像的尺寸大小不尽相同。因此,在对不同算法的运行时间进行对比分析时,需要考虑图像尺寸对其产生的影响。图10与图11展示了不同算法的运行时间对比情况,分别使用红色、绿色、蓝色和黑色的点来代表本文、遍历、Groth以及Astrometry.net方法。图10展示了使用Groth、遍历与本文方法的识别过程运行时间,该识别过程

不包含图像预处理。图11中展示使用4种方法的全流程运行时间。

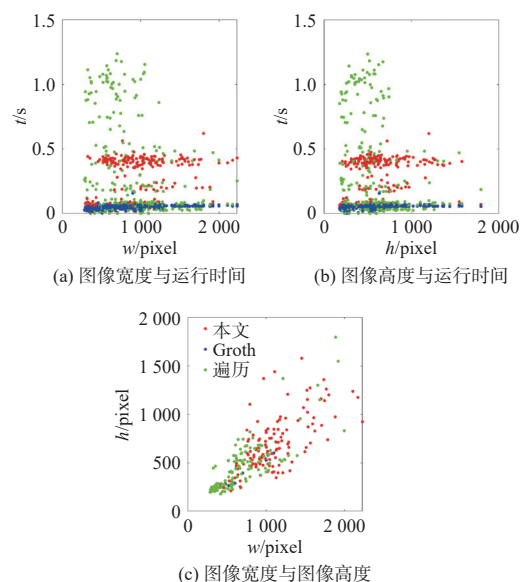


图10 GROTHE J、遍历与本文方法的识别过程运行时间

Fig. 10 Recognition runtime for GROTHE J, traversal and proposed methods

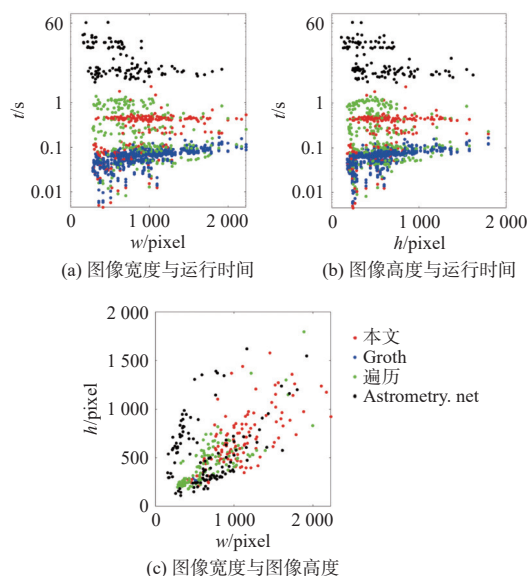


图11 各方法的全流程运行时间

Fig. 11 Full process runtime for each method

整体而言,当图像尺寸增大时,其相应的识别过程与全流程的运行时间会有略微增加,但总体维持在某个范围区间内。通过分析图10(a)、图10(b)与图11(a)、图11(b)发现,本文方法与图10方法的运行时间相对较短,变化趋于平稳,分别稳定在0.3 s与0.06 s左右。遍历方法的运行时间在0.1 s~1 s之间波动,且出现了部分离群点,其运行时间达到

了 1.3 s。Astrometry.net 方法的运行时间较长且变化起伏较大, 在 3 s~8 s 以及 15 s~30 s 之间波动。通过综合对比分析图 10 与图 11 可知, 尽管本文提出的方法在相同分辨率条件下其时间复杂度略高于图 10 方法, 但实验数据展示了其在动态尺度范围内更优的尺寸适应性及算法稳定性。

3 结论

针对传统三角形方法带来的数据冗余、计算时间较长、识别准确率低等问题, 本文提出了一种基于三角剖分以及相似性约束的星座识别方法。该方法仅依靠图像中的信息进行识别, 采用 Delaunay 三角剖分减少构建三角形的数量; 采用基于角度约束的三角形投票, 在粗匹配中获取目标恒星候选对象; 采用确定点与待测点结合的方式在精匹配中实现目标恒星的筛选与确认, 提高识别准确率。通过一组真实图像与两组仿真图像的实验, 分析结果表明, 本文提出的方法运行时间相对较短, 平均识别与匹配准确率相对较高, 对图像旋转、缩放和不同的宽高比都具有一定的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 刘行, 徐栋, 刘茂元. Astrometry.net 与 SCAMP 在天测位置定标中的应用研究[J]. *天文研究与技术*, 2023, 20(4): 310-322.
LIU Xing, XU Dong, LIU Maoyuan. Application research for astrometry.net and SCAMP in astrometric calibration[J]. *Astronomical Techniques and Instruments*, 2023, 20(4): 310-322.
- [2] ZHU H J, HAN B C, QIU B. Survey of astronomical image processing methods[C]. Cham: Springer International Publishing, 2015: 420-429.
- [3] 覃军友, 沈智华, 林彬, 等. 天基序列星图高精度在轨实时配准方法[J]. *光学技术*, 2023, 49(4): 476-486.
QIN Junyou, SHEN Zhihua, LIN Bin, et al. High-precision in-orbit real-time registration method for space-based star maps sequence[J]. *Optical Technique*, 2023, 49(4): 476-486.
- [4] MA J, JIANG X, FAN A, et al. Image matching from handcrafted to deep features: a survey[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(1): 23-79.
- [5] LIEBE C C. Star trackers for attitude determination[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1995, 10(6): 10-16.
- [6] 张广军, 魏新国, 江洁. 一种改进的三角形星图识别方法[J]. *航空学报*, 2006(6): 1150-1154.
ZHANG Guangjun, WEI Xinguo, JIANG Jie. Star map identification based on a modified triangle algorithm[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006(6): 1150-1154.
- [7] 樊巧云, 陆壮志, 魏新国, 等. 基于惯性比特特征的三角形星图识别算法[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(10): 2838-2843.
FAN Qiaoyun, LU Zhuangzhi, WEI Xinguo, et al. Triangle star identification algorithm based on inertia ratio[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(10): 2838-2843.
- [8] ARANI M S, TOLOEI A, EGHBALEH Z. A geometric star identification algorithm based on triple triangle pattern[C]//2015 7th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST). New York: IEEE, 2015: 81-85.
- [9] 张同双, 郭敬明, 柏杨, 等. 基于最大内角的三角形星图识别算法[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1): 208-216.
ZHANG Tongshuang, GUO Jingming, BAI Yang, et al. Star identification algorithm based on the maximum interior angle in triangle[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(1): 208-216.
- [10] 王军, 何昕, 魏仲慧, 等. 基于多特征匹配的快速星图识别[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(8): 1870-1879.
WANG Jun, HE Xin, WEI Zhonghui, et al. Fast star identification algorithm based on multi-feature matching[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(8): 1870-1879.
- [11] FAN Q, LIU Z, LI J, et al. Multi-FOV star identification based on wedge-shaped triangle pattern[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-10.
- [12] LANG D, HOGG D W, MIERLE K, et al. Astrometry.net: blind astrometric calibration of arbitrary astronomical images[J]. *The Astronomical Journal*, 2010, 139(5): 1782-1800.
- [13] PAL A, BAKOS G. Astrometry in wide-field surveys[J]. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 2006, 118(848): 1474-1483.
- [14] JAMAL A, ABID U, ISMAIL M A. Intelligent constellation detection using pattern recognition[J]. *Physica Scripta*, 2024, 99(7): 076011.

- [15] GROTH E J. A pattern-matching algorithm for two-dimensional coordinate lists[J]. *The Astronomical Journal*, 1986, 91: 1244-1248.
- [16] VALDES F G, CAMPUSANO L E, VELASQUEZ J D, et al. FOCAS automatic catalog matching algorithms[J]. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 1995, 107: 1119.
- [17] 周海洋, 朱鑫炎, 余飞鸿. 改进型高效三角形相似法及其在深空图像配准中的应用[J]. *光学学报*, 2017, 37(4): 126-136.
ZHOU Haiyang, ZHU Xinyan, YU Feihong. Improved efficient triangle similarity algorithm for deep-sky image registration[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(4): 126-136.
- [18] BEROIZ M, CABRAL J B, SANCHEZ B. Astroalign: a Python module for astronomical image registration[J]. *Astronomy and Computing*, 2020, 32: 100384.
- [19] 庄幽文, 高昆, 卢岩, 等. 基于几何不变量的形状上下文星图配准[C]//2015 光学精密工程论坛. 长春: SPIE, 2015: 7.
ZHUANG Youwen, GAO Kun, LU Yan, et al. Star image matching by using geometric invariants[C]//2015 Optical Precision Engineering Forum. Changchun: SPIE, 2015: 7.
- [20] YANG L, LI M, DENG X. Fast matching algorithm for sparse star points based on improved delaunay subdivision[C]//2021 2nd International Symposium on Computer Engineering and Intelligent Communications (ISCEIC). New York: IEEE, 2021: 117-121.
- [21] ZHANG X, LIU Y, DUAN H, et al. Weak spatial target extraction based on small-field optical system[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6315.
- [22] LIN B, XU X, SHEN Z, et al. A registration algorithm for astronomical images based on geometric constraints and homography[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(7): 1921.
- [23] 王敏. 复杂背景下的空间目标自动识别技术[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2017.
WANG Min. Automatic recognition of space targets in complex background[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, 2017.
- [24] SHEWCHUK J R. Triangle: engineering a 2D quality mesh generator and Delaunay triangulator[C]//Applied Computational Geometry Towards Geometric Engineering. Berlin, Heidelberg: Springer, 1996: 203-222.