

基于星座识别的全天空气辉成像仪自动校准*

邹浩冉^{1,2} 李云龙^{1,3} 邹自明^{1,3}

1(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

2(中国科学院大学 北京 100049)

3(国家空间科学数据中心 北京 101407)

摘要 全天空气辉成像仪鱼眼镜头的固有畸变会显著改变像素坐标与真实方位角和天顶角的映射关系, 需要通过高质量的训练星点进行几何校正才能进行物理分析。由于镜头校正模型的初值敏感性, 传统的基于人工标注或规则匹配的校准方法存在效率与准确性难以兼顾的问题, 本文提出了一种基于星座识别的全天空气辉成像仪自动校准方法。该方法首先通过深度学习技术自动构建高质量训练星点来初始化镜头校正模型, 再通过逐步扩展训练星点迭代提升镜头校正模型的精度。在子午工程兴隆站全天空气辉成像仪的观测数据上实验显示, 星座识别 mAP_{50-95} 达到 0.985, 由星座初始化的镜头几何校正最终方位角与天顶角校正误差在 $2'$ 以内, 显著优于传统基于距离匹配的方案 $45'$ 以内。本研究为全天空气辉成像仪的自动化校准提供了一种高效且高精度的解决方案。

关键词 全天空气辉成像仪、自动校准、星座识别、关键点检测

中图分类号 P356

Automatic Calibration of an All-Sky Airglow Imager Based on Constellation Recognition

ZOU Haoran^{1,2} LI Yunlong^{1,3} ZOU Ziming^{1,3}

1 (National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

2 (University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

3 (National Space Science Data Center, Beijing 101407)

Abstract The fisheye lens of an all-sky airglow imager introduces strong geometric distortion, which significantly changes the mapping relationship between image pixel coordinates and the corresponding physical observation angles, including azimuth and zenith angles. Accurate correction of this mapping is a prerequisite for subsequent quantitative analysis of airglow structures and their spatial evolution. In practical calibration, high-quality training star points are required to constrain the lens correction model. However, existing calibration

* 基金项目: 国家重点研发计划“基础科研条件与重大科学仪器设备研发”重点专项 (2022YFF0711400)
E-mail: liyunlong@nssc.ac.cn

methods based on manual annotation or rule-based star matching usually face a trade-off between efficiency and accuracy. In addition, the nonlinear lens calibration model is sensitive to its initial parameters, and inaccurate initial values may lead to unstable optimization or poor convergence. To address these problems, this study proposes an automated calibration method for all-sky airglow imagers based on constellation recognition. The proposed method uses deep learning to identify constellation structures in all-sky airglow images and automatically constructs reliable training star points for initializing the lens geometric correction model. On this basis, the training star set is progressively expanded, and the lens correction parameters are iteratively optimized to improve calibration accuracy. Compared with direct distance-based star matching, the constellation-level recognition strategy provides more stable structural constraints and reduces the dependence on manual intervention. Experiments were conducted using observational data from the all-sky airglow imager at the Xinglong station of the Meridian Project. The results show that the proposed constellation recognition model achieves an mAP_{50-95} of 0.985, indicating that the model can accurately detect and localize constellation key structures in the all-sky imaging scene. After initialization and iterative refinement based on the recognized constellations, the final geometric correction errors of both azimuth and zenith angle are controlled within $2'$. This performance is significantly better than that of the conventional distance-matching-based calibration scheme, whose correction error is within $45'$. These results demonstrate that the proposed method can effectively improve both the automation level and calibration accuracy of all-sky airglow imagers. The study provides a practical and high-precision technical solution for long-term automatic calibration of ground-based airglow observation instruments.

Keywords All-sky airglow imager, Automatic calibration, Constellation recognition, Key point detection

0 引言

全天空相机是一种能够在单帧图像中成像整个半球天空的科学观测设备,全天空气辉成像仪是全天空相机的一种,主要由一个 180° 空间视角的鱼镜头、滤光片以及 CCD 等设备组成^[1]。该设备可在一次曝光中获取大范围中高层大气和电离层夜光发射信息,在研究大气重力波活动^[2]、电离层中尺度行进式扰动 (MSTID)^[3] 以及赤道等离子体泡^[4] 等典型空间物理现象方面具有重要的研究价值。

全天空气辉成像仪采用的鱼镜头具有强光学畸变特性,这种畸变对星点位

置精确定位的影响会降低观测数据的可靠性。因此，精准的几何校正是分析全天空观测数据科学价值的首要前提，也是后续定量分析的基础。

几何校正的本质是建立 CCD 坐标 (x, y) 与物理坐标（例如方位角 α 和天顶角 z ）之间的映射关系。这种映射关系一般可以由经验模型、半经验参数模型或物理参数模型来刻画。经验模型和半经验参数模型通常通过对投影几何关系和镜头畸变形式作多项式或其他经验函数假设，以构建 CCD 坐标到地平坐标的映射^{[5][6][7]}。物理参数模型则基于镜头的光学系统结构与成像几何，将镜头畸变、安装误差等因素显式参数化，从而建立物理一致的几何校准模型^[8]。物理参数模型不仅能较好地反映仪器的成像机理，还有助于分析仪器的长期稳定性、环境适应性以及进行多台站数据对比，因此被广泛应用全天空空气辉成像仪的校准。高精度的物理参数模型具有较多的参数，部分参数之间存在高相关性甚至存在参数简并，因此高精度物理模型的求解对初始值较为敏感，基于这类参数模型的几何校正往往依赖高质量的训练星点。

训练星点是指同时已知 CCD 坐标及其对应物理坐标的星点，主要通过距离匹配或特征匹配构建。距离匹配是将 CCD 中星点坐标、参考星物理坐标通过简单的校准模型投射到同一坐标系下，再通过最近邻匹配形成训练星点。这种方法一般需要仪器焦距等基本参数构造简单校准模型，并且在图像边缘处畸变较大，自动化构建的训练星点会存在一定误差需要人工校正。特征匹配则通过星点之间的位形关系来进行星点组合的匹配，例如 Astrometry.net^[9]设计的星点四元组通过启发式方法将元组内星点之间的夹角关系构建成位形特征，实现 CCD 星点与星表星点的配准。这种基于位形特征刻画的星点匹配可以不依赖仪器参数，并且具有较好的匹配准确度。然而面对全天空空气辉成像仪这类存在边缘畸变的观测数据时，这种启发式设计的位形特征匹配方法会因星点之间的几何关系发生扭曲导致难以适用，因此本文提出通过深度学习构建可适配畸变场景的隐式位形特征，形成基于星座识别的高质量训练星点自动构建，并在此基础上结合物理参数模型退化与逐步迭代求解形成全天空空气辉成像仪自动校准方法。

1 全天空空气辉成像仪校准方法

1.1 物理参数模型

Borovička 等^[8]提出了全天空相机的绝对天体测量模型，描述了天体在天空中的天顶角与其在相机图像平面投影位置之间的关系，模型综合考虑了线性部分和非线性失真部分的影响。除了考虑镜头径向畸变误差，还考虑了相机光轴和天顶方向不平行的误差以及光轴和 CCD 平面不垂直的误差，如图 1 所示。该模型的形式化表达如下，

$$\cos z = \cos u \cos \varepsilon - \sin u \sin \varepsilon \cos b \quad (1)$$

$$\sin(a - E) = \sin b \sin u / \sin z \quad (2)$$

$$b = a_0 - E + \arctan\left(\frac{y-y_0}{x-x_0}\right) \quad (3)$$

$$u = Vr + S(e^{Dr} - 1) + P(e^{Qr^2} - 1) \quad (4)$$

$$r = C[\sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2} + A(y-y_0)\cos(F-a_0) - A(x-x_0)\sin(F-a_0)] \quad (5)$$

其中 z 表示天顶角； a 表示方位角； a_0 表示图像旋转零点； (x_0, y_0) 表示 CCD 的光学中心； E 表示光轴偏离天顶的方位方向； ε 表示光轴偏离天顶的大小； u 表示常数项，代表天体的平移量，在天文测量中，用于校正观测系统的一些偏差； V 表示线性尺度，描述了图像平面与实际天球角度之间的关系，通常用角秒每像素来表示； S 用于描述径向失真系数，表示由于光学畸变导致的图像变形； D 则是与径向失真相关的因子，通常用于表示图像离光学中心的距离如何影响失真程度； e^{Dr} 是描述径向失真的指数项，随着距离 r 的增大，指数项表示失真会以指数的方式增强或减弱，即通过 S 和 D 的配合，准确的校正图像中的光学失真。全局比例因子 C 表示 CCD 平面沿着视轴的位移（当 CCD 中心与镜头的距离是一个镜头焦距时， C 取 1）； A 和 F 是两个缩减常数，分别是尺度变化的幅度和相位，表示 CCD 感光板的倾角；参数 P 决定了指数项 $e^{Qr^2} - 1$ 修正的幅度； Q 决定修正随 r^2 增长的快慢。

Borovička 模型具有高度非线性结构且部分参数之间存在较强的相关性，导致模型参数的拟合存在不稳定性。因此需要通过逐步解冻参数的方法进行迭代拟合。首先仅考虑径向畸变，令参数 A, F, P, Q 固定为零， C 取 1，进行参数拟合；进一步，考虑光轴与天顶角不重合的畸变，即 E, ε 固定为零，公式(1)退化为 $\cos u = \cos \varepsilon$ ，公式(3)退化为 $a = a_0 + \arctan\left(\frac{y-y_0}{x-x_0}\right)$ 。Barghini 指出 Borovička 模型使用非线性公式和多参数描述，但模型复杂且参数之间存在强烈的相关性，难以有效估计。为了简化复杂模型，作者提出了一种低复杂度的投影关系，用于初步拟合和快速生成星点与星表的关联。和 Borovička 模型主要区别在于将公式(4)中的指数形式替换成了三角函数形式，如公式(6)所示，只需要求解 a_0, x_0, y_0, F, R 等 5 个参数。该退化 5 参数模型是对畸变模型的简化，在高天顶角处有较大的残差，需要进一步进行数值修正。

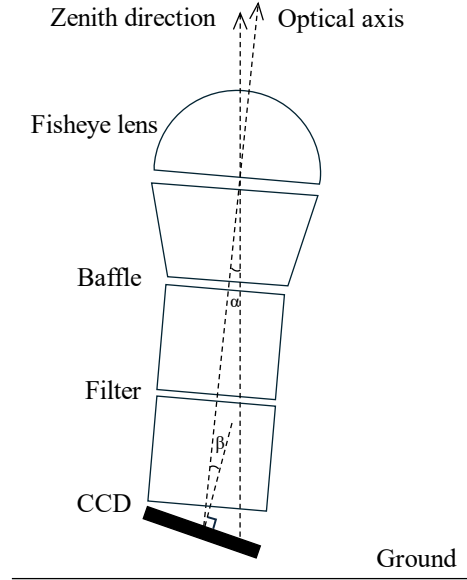


图 1 Borovička 模型误差来源示意图，考虑了仪器光轴和天顶方向的误差角度 α ；CCD 平面与光轴不完全垂直的误差角度 β

Fig. 1 Schematic illustration of the error sources in the Borovička model, taking into account the misalignment angle α between the optical axis and the zenith direction, and the non-orthogonality angle β between the CCD plane and the optical axis.

$$z = F \cdot a \sin\left(\frac{r}{R}\right) \quad (6)$$

1.2 模型拟合方法

$$L = |a - a_{cat}| \cdot \sin(z_{cat}) + |z - z_{cat}| \quad (7)$$

本文在求解 Borovička (1995) 模型过程中，以公式 (7) 为目标函数，其中 (a, z) 是通过星座识别得到的训练星点的坐标， (a_{cat}, z_{cat}) 是训练星点的实际坐标，其中 $|a - a_{cat}| \cdot \sin(z_{cat})$ 表示沿方位方向的弧长偏差， $|z - z_{cat}|$ 表示天顶角偏差。本文采用参数数量逐步解冻从而迭代求解所有参数的方法：首先仅保留参数 a_0, x_0, y_0 ，结合公式 (6) 采用梯度下降的方法最小化损失函数从而拟合 a_0, x_0, y_0, F, R 这 5 个参数（其中参数 a_0, x_0, y_0 参与下一次迭代），得到一组稳定的初始解，随后在此基础上解冻描述光轴与天顶方向偏差的参数 ε, E 以及 V, S, D 等参数，再次拟合从而求解 $a_0, x_0, y_0, V, S, D, \varepsilon, E$ 等 8 个参数；最后解冻刻画光轴与 CCD 平面非垂直的参数 A, F 以及 C, P, Q 等参数，完成模型拟合，求解 $a_0, x_0, y_0, A, F, C, V, S, D, P, Q, \varepsilon, E$ 等 13 个参数。通过这种分步迭代求解方式，每一步都在前一步结果基础上进一步减小投影误差，从而有效降低了对初始解的敏感性并提高最终参数解的稳定性。全天空气辉成像仪的校准过程如图 2 所示，其中模型参数求解部分展示了模型拟合的流程。

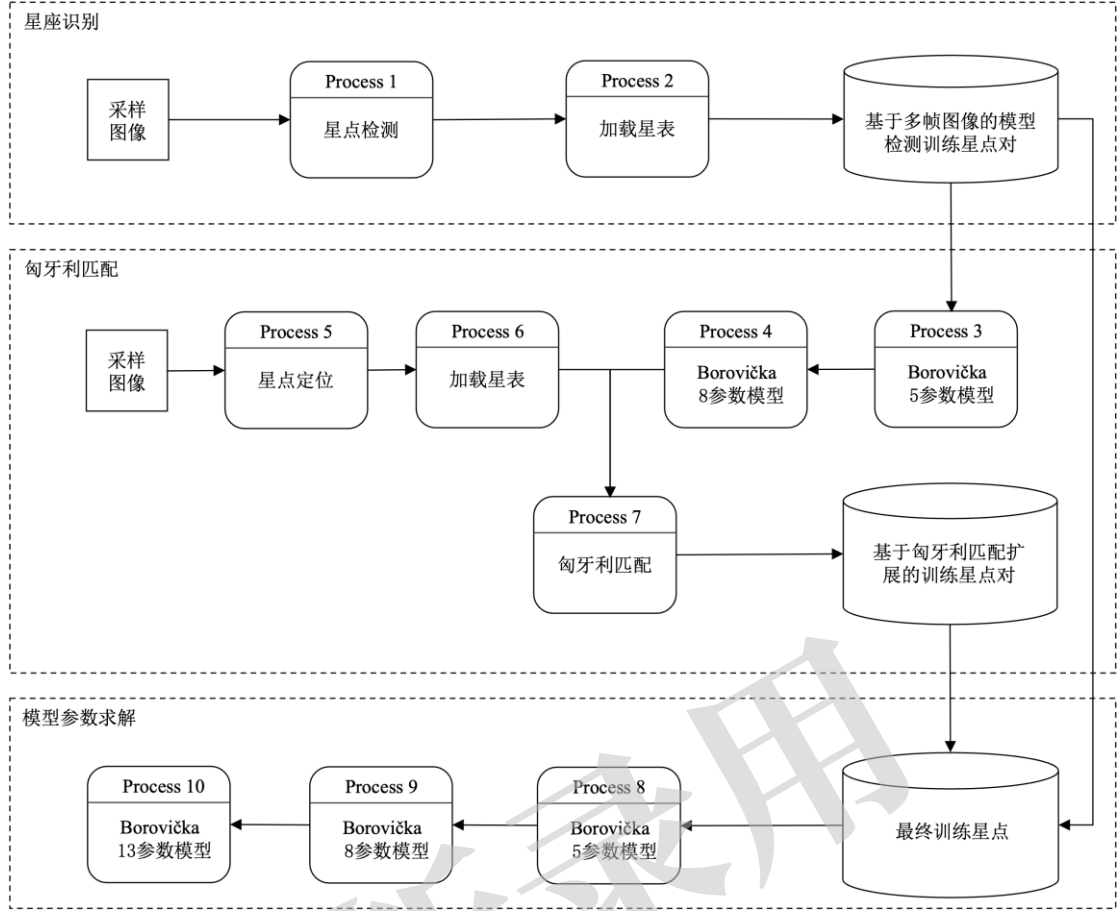


图 2 全天空辉成像仪校准过程图，包括星座识别、匈牙利匹配和模型参数求解三个部分

Fig. 2 Diagram of the all-sky airglow imager calibration process, including constellation identification, Hungarian matching, and model parameter solving.

2 训练星点构建方法

构建训练星点本质上是一个匹配问题，具体是指将 CCD 坐标系下的一个星点的坐标 (x, y) 和星表中 $(a_{\text{cat}}, z_{\text{cat}})$ 相匹配。训练星点构建方案如表 1 所示，距离匹配、特征匹配和帧减差分方案各有优缺点。

星座可视为由若干恒星构成的特定位置组合，其内部星点之间的相对几何关系具有较强稳定性。对于全天空辉成像仪这类存在强畸变的观测图像，单个星点在 CCD 上的位置会因非线性映射产生显著偏移，但星座所体现的整体位形结构仍具有较好的可辨识度。因此，可在畸变图像域内以星座为匹配对象建立观测星点与参考星之间的可靠对应关系，从而构建高质量训练星点集合。在畸变图像中提取星座位形表征并完成观测星座与星表星座的匹配，进而确定星座内部星点的对应关系；对已匹配恒星，依据星表信息计算其物理坐标，并与对应的 CCD 坐标共同组成训练星点对。在得到初始训练星点后，为进一步提高训练星点数量，本文引入匈牙利算法对训练星点进行扩充，使更多可用星点被纳入训练集合，从而使训练星点分布更均匀地覆盖整个天区，为后续几何校正的稳健迭代提供更充分的数据支撑。

表 1 训练星点构建方案对比

Table 1 Comparison of training star points construction schemes.

训练星点构建方案	优点	缺点	作者/算法
距离匹配	能快速获得大量训练星点	在图像边缘处的训练星点会存在一定误差	Barghini D (2019)
特征匹配	不依赖仪器参数	较难构建在畸变天图上 具备平移、旋转不变性的特征	Astrometry.net
帧减差分	训练星点准确度高	每帧图可获取的训练星点数量低	Bannister (2013)
星座识别	不依赖仪器参数, 具有明确的语义特征	依赖星座识别模型的准确度	本文

2.1 星座识别

近年来, 深度学习已用于星座识别与星点检测。针对星团/星座类别判别, 多尺度卷积网络在相关分类任务中取得了较好效果^[10]; 针对星点定位, 轻量化模型可实现深空场景的实时检测^[11]。此外, 也有研究将星点或星座识别直接作为目标检测问题处理, 采用 YOLO 等检测器输出目标位置与类别^[12]。然而, 这些方法主要面向普通夜空图像或合成数据, 未考虑全天空气辉成像仪成像中普遍存在的鱼眼畸变, 使模型难以直接应用于全天空场景。为解决这一问题, 本文探索深度学习在鱼眼畸变图像中的星座与星点识别能力, 并据此构建适用于全天空图像的高质量训练星点样本。

星座识别的主要作用在于通过星座识别模型构建高质量的训练星点。在实际的全天空气辉成像仪校准模型求解过程中, 训练星点数量越多、空间分布越均匀, 越有利于提高模型参数求解的稳定性^[13]。单帧图像通过星座识别所构建的训练星点数量不足, 本文针对气辉成像仪(兴隆站每 1 分钟曝光一次)某日天文黄昏(astronomical dusk)至次日天文黎明(astronomical dawn)的观测数据每 15 分钟采样一次, 这样即可得到多帧观测图像, 星座和星点的位置会随着时间的推移在视野中变化, 将多帧的训练星点进行融合即可得到一定数量的训练星点。具体而言, 图像经过星座识别模型推理之后得到训练星点的 CCD 坐标 $(x_{con,i}, y_{con,i})$ (识别出的第 i 个星点)以及星点名称。

本文将 Simbad 星表中的 ICRS 天球坐标 $(ICRS, \alpha, \delta)$ 在给定观测台站位置 $\mathbf{r}_{site}$ 与 UTC 观测时刻 t 的条件下, 转换到观测者地平坐标表示(方位角 a 、天顶角 z)。该坐标变换如公式(8)所示。利用 Astropy 工具完成坐标变换后即可获取对应 Simbad 星表中星点的 $(a_{con,i}, z_{con,i})$, 二者融合即可得到基于多帧图像的训练星点。

$$(a, z) = T_{ICRS \rightarrow AltAz}((\alpha, \delta); t, \mathbf{r}_{site}) \quad (8)$$

2.2 训练星点扩充

经过一个夜晚采样得到的训练星点无法覆盖整片天区,星座识别得到高质量的训练星点可以进行初步的模型迭代从而扩张训练星点。扩张训练星点可以考虑使用匈牙利匹配和 K 近邻算法,匈牙利算法通过全局优化避免了 K 近邻算法中出现的重复匹配和遗漏问题,确保特征点的一对一精确匹配^[14]。于是本文加入了匈牙利匹配扩张训练星点。针对某帧观测条件较好的(晴天,少云)图像,首先通过背景估计工具 photutils 和点源检测工具 DAOSTarFinder 进行星点定位流程(仅能定位位置而不能得到星点名称),得到新训练星点的 CCD 坐标 $(x_{ext,j}, y_{ext,j})$ (扩张得到的第 j 个星点)。将星座识别得到的高质量训练星点 $(x_{con,i}, y_{con,i})$ 和 $(a_{con,i}, z_{con,i})$ 初步求解 Borovička 映射模型,然后结合 $(x_{ext,j}, y_{ext,j})$ 计算得到 $(a_{ext,j}, z_{ext,j})$,这样做的目的是为了保证匈牙利匹配得到训练星点的准确性。与此同时,获取该帧图像的星表中的所有星点构成的 (a_k, z_k) ,与 $(a_{ext,j}, z_{ext,j})$ 进行匈牙利匹配即可得到新的训练星点,继而和星座关键点检测部分的训练星点相融合即可得到最终的训练星点,作为模型参数求解部分的输入。

3 实验与分析

3.1 数据集简介

本文采用河北兴隆站(117°E, 40°N)子午工程气辉成像仪 2013 年和 2015 年的观测数据进行自动化校准方法的验证。每张图格式为 1024 × 1024 像素, 16bit, 一共 390659 张图像。如 (a)所示,拍摄于兴隆站 2013 年 1 月 4 日 21:06:29, 如 (b)所示,对其进行了直方图均衡化处理,强化了亮源特征,方便进行星座和星点标注。

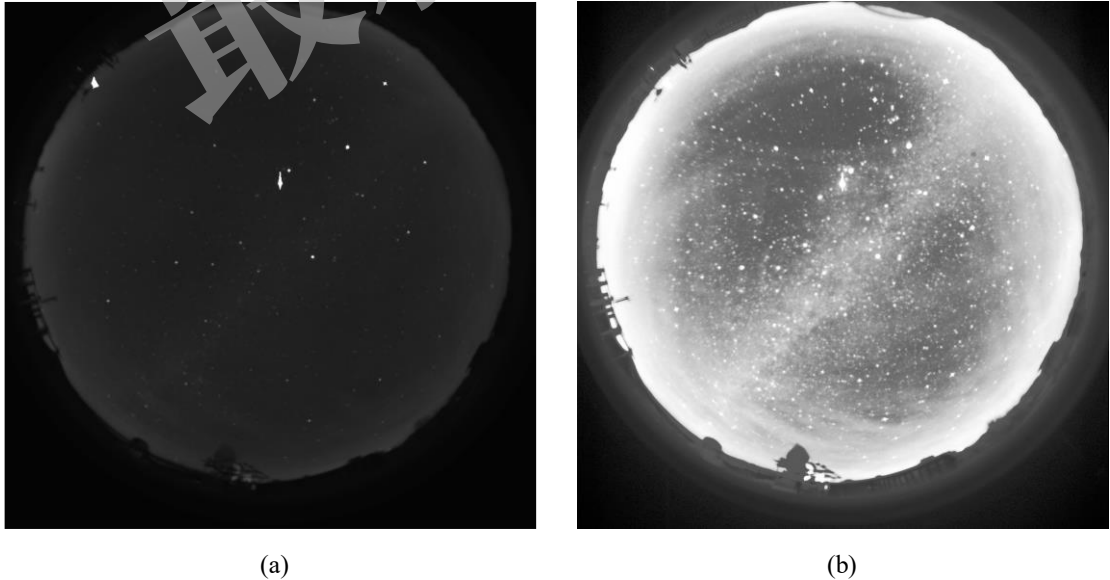


图 3 全天空气辉成像仪观测图像, 图(a)为原始观测图像, 图(b)为 16bit 直方图均衡化后的图像, 星点特征更加明显

Fig. 3 All-sky airglow imager observation images. (a) Original observation image; (b) Image after 16-bit histogram equalization, where star point features are more prominent.

3.2 基于星座识别的校准实验

在星座选取阶段，为适应后续模型拟合的需要，每幅图中至少应包含 5 个可识别星点。同时，为保证全年观测天区中均有星座可供识别，并综合考虑北半球星座的分布与观测特征，本文最终选定小熊座、牧夫座、猎户座、双子座和仙后座五个星座作为识别对象，共覆盖 44 个关键星点类别，以此作为星点标注的依据。每个星座可观测的时间如表 2 所示。具体标注工作可以通过标注工具 Labelme 和虚拟天文馆 Stellarium 软件辅助进行。最终本文标注了 200 张气辉成像仪图像，总共包含 528 个星座和 4443 个星点。其中 70% 的图像作为训练集、20% 作为测试集合、10% 作为验证集合。

表 2 标注星座信息

Table 2 Annotated constellation information.

星座	北半球出现月份	关键点数量
小熊座	1-12	6
牧夫座	1-8	9
猎户座	1-3, 11-12	8
双子座	1-3, 11-12	16
仙后座	1-3, 9-12	5

星座识别模型采用 YOLOv8^{[15][16]}，可以在同一网络中同时完成星座目标识别和星点关键点检测。为避免数据增强引入与真实成像机理不一致的变换，本文以保持星座位形关系为原则进行数据增强：不采用上下与左右翻转，以免改变星座的左右结构；几何变化仅限于小幅旋转、平移与缩放，用以描述观测过程中可能出现的轻微指向偏差与安装误差，并尽量减小对整体位形的扰动；同时加入较弱的局部形变，以反映镜头边缘区域的非理想变形。考虑输入为十六位单通道气辉图像，增强只在亮度层面引入轻微扰动以刻画背景与曝光差异，并叠加少量模糊与噪声以贴近实际成像中的光学模糊和随机噪声。训练前对灰度值进行归一化，并对极端高亮像素作截断处理，以降低异常亮点对训练的干扰。

实验分别在 YOLOv8 系列的 5 种规模的模型上进行比较，训练均采用 1024×1024 的图像尺寸、150 个 epoch、batch size 为 32 的设定。本文的评价指标采用 mAP₅₀₋₉₅，即在 IoU 阈值从 0.50 到 0.95 之间的平均精度。mAP (mean Average Precision) 是评估目标检测模型精度的重要指标，mAP₅₀₋₉₅ 通过在多个 IoU 阈值下计算模型的平均精度，提供了更加全面的评估。其具体计算如公式(9)所示，其中 $AP(t_k)$ 表示在不同 IoU 阈值下的平均精度， k 表示从 0 到 9 的不同阈值。

$$mAP_{50-95} = \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 AP(t_k), \quad t_k = 0.50 + 0.05k \quad (9)$$

训练结果如表 3 所示，各模型在定位精度 (mAP₅₀₋₉₅) 上随模型规模增加而稳定提升。YOLOv8x-pose 在验证集上的整体表现最优，关键点检测 mAP₅₀₋₉₅ 达到 0.985。该模型在猎户座 (Ori) 和双子座 (Gem) 等结构复杂的星座上表现尤

为突出，均实现了超过 0.98 的检测精度，而在点数较少的小熊座（UMi）与仙后座（Cas）上也保持了较高的稳定性。相较之下，轻量化的 YOLOv8n 与 YOLOv8s 模型在 Boo 星座样本上存在一定的回归偏差。本研究最终选用 YOLOv8x-pose 作为后续关键点检测模型。

表 3 基于 YOLOv8 模型星座识别训练情况

Table 3 Training performance of the YOLOv8-based constellation recognition model.

模型	参数量 (M)	mAP ₅₀	mAP ₅₀₋₉₅	备注
YOLOv8n-pose	3.3	0.974	0.918	Boo 星座识别稍弱
YOLOv8s-pose	11.6	0.983	0.852	中等规模
YOLOv8m-pose	26.4	0.994	0.905	稳定性良好
YOLOv8l-pose	44.4	0.981	0.937	Ori 星座识别稍弱
YOLOv8x-pose	69.4	0.992	0.985	最终选用模型

图 4 展示了模型 YOLOv8x-pose 的推理效果，可以看到预测关键点与标注点高度重合，表明 YOLOv8 在复杂天文成像条件下依然具备较强的特征提取与空间结构理解能力。这也说明了基于 YOLOv8 的星座识别所构建的训练星点的精度足够高，能够参与后续的参数计算。

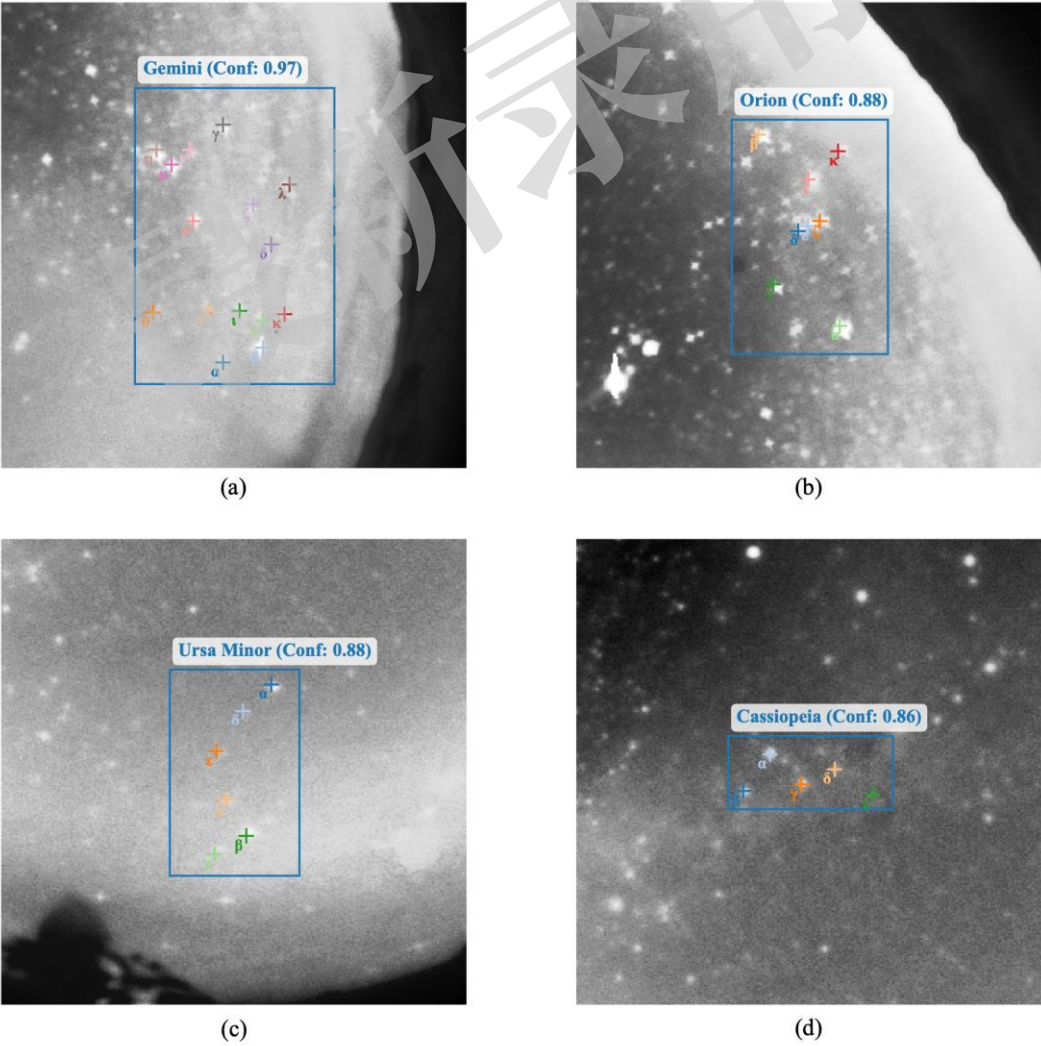


图 4 星座识别模型在测试集上的推理效果。图(a)为双子座、图(b)为猎户座、图(c)为小熊座、图(d)为仙后座

Fig. 4 Inference results of the constellation recognition model on the test set. (a) Gemini; (b) Orion; (c) Ursa Minor; (d) Cassiopeia.

针对训练星点扩张部分，对某一张图像进行星点定位后，通过匈牙利匹配得到如图 5 所示的 145 个训练星点。

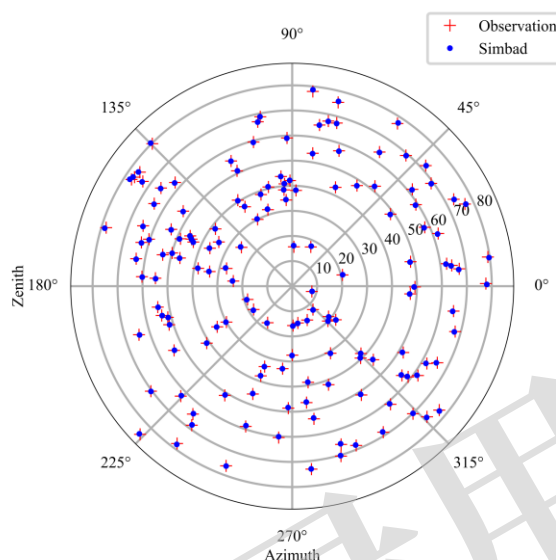


图 5 匈牙利匹配效果示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the Hungarian matching algorithm performance.

Borovička 模型求解拟合情况如图 6 所示，图 6(a)和图 6(b)分别展示了仅考虑径向畸变的 5 个参数情况下 CCD 坐标和物理坐标（方位角和天顶角）的拟合效果，可以看出，二者的拟合错位较严重，也证实了仅考虑径向畸变是不足的，还需进一步校准。

图 6(b)展示了考虑光轴和天顶方向不完全重合时的拟合效果，可以看出，相较于 5 参数模型拟合情况，8 参数模型校准有了很大改善，这也说明了光轴与天顶方向的偏差是兴隆站装置的主要校准的部分。图 6(c) 展示了考虑装置安装时光轴和 CCD 感光板不完全垂直的 13 个参数情况下物理坐标的拟合效果，拟合效果良好。

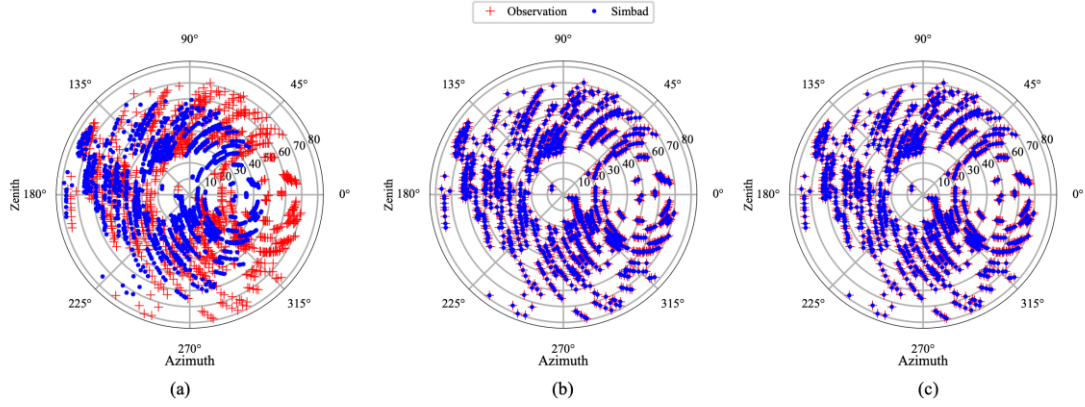


图 6 Borovička13 参数模型求解拟合示意图, 图(a)为仅考虑径向畸变天顶角和方位角拟合示意图; 图(b)考虑径向畸变和天顶偏差; 图(c)考虑了径向畸变、天顶偏差、CCD 平面安装偏差

Fig. 6 Schematic of fitting with the Borovička 13-parameter model: (a) fitting schematic considering only radial distortion for the zenith angle and azimuth; (b) considering radial distortion and zenith bias; (c) considering radial distortion, zenith bias, and CCD plane mounting misalignment.

Borovička13 模型参数拟合残差如图 7 所示, 方位角和天顶角残差的标准差分别是 $1.34'$ 和 $1.89'$, 一共使用了 1119 个训练星点, 即使在较高天顶角区域, 残差也在 $12'$ 以内。由此可见, 基于星座识别的训练点构建方案和逐步迭代相融合的校准方案, 在子午工程全天空气辉成像仪的自动校准上能达到角分级别的精度, 在较高天顶角区域也能有比较好的校准效果。

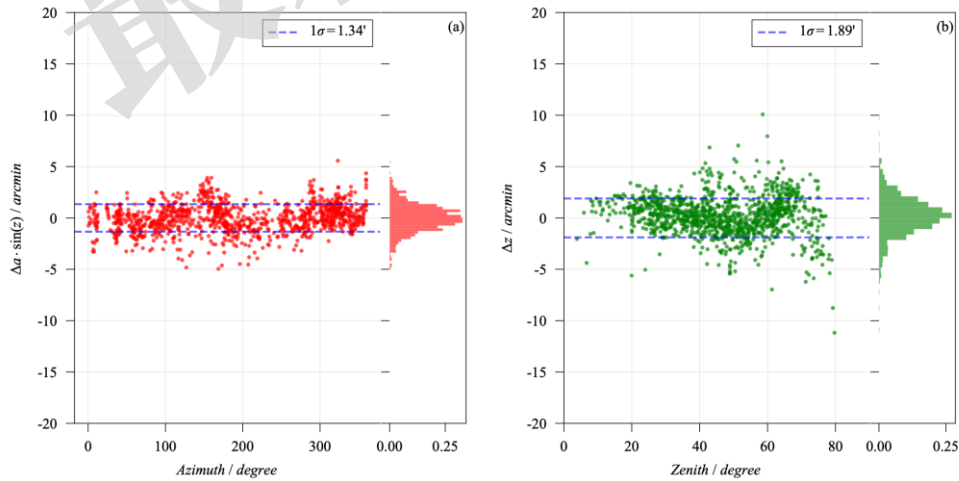


图 7 基于星座识别的全天空气辉成像仪自动校准方案残差统计图, 图(a)为方位角残差、图(b)为天顶角残差

Fig. 7 Residual statistics of the all-sky camera automatic calibration scheme based on constellation recognition. (a) Azimuth angle residuals; (b) Zenith angle residuals.

最终的校准参数结果如表 4 所示, 其中主参数 a_0, x_0, y_0 及参数 C, V, ε 的不确

定较小，与此同时，个别扰动项（ F, P, S, D ）的相对不确定度偏大，参数之间存在相关性，说明兴隆站的校准主要以径向畸变和天顶偏差为主。

表 4 校准参数结果表

Table 4 Table of calibration parameters results

参数	物理意义	估计值 $\pm 1\sigma$ 不确定度	单位
a_0	图像旋转零点	$4.571754 \times 10^0 \pm 2.8 \times 10^{-5}$	rad
x_o	光学中心横坐标	$5.14298923 \times 10^2 \pm 5.9433 \times 10^{-2}$	pixel
y_o	光学中心纵坐标	$4.66214575 \times 10^2 \pm 6.4658 \times 10^{-2}$	pixel
A	尺度变化的幅度	$-8.9 \times 10^{-5} \pm 7.3 \times 10^{-5}$	-
F	尺度变化的相位	$1.287491 \times 10^0 \pm 7.86559 \times 10^{-1}$	rad
C	全局比例因子	$8.93855 \times 10^{-1} \pm 3.0 \times 10^{-5}$	-
V	线性尺度	$3.429 \times 10^{-3} \pm 1.7 \times 10^{-5}$	rad/pixel
S	径向失真系数	$4.621 \times 10^{-3} \pm 2.161 \times 10^{-3}$	pixel
D	径向失真因子	$6.939 \times 10^{-3} \pm 2.771 \times 10^{-3}$	1/pixel
P	指数项修正幅度	$2.89 \times 10^{-4} \pm 1.0187 \times 10^{-2}$	pixel
Q	平方项修正幅度	$2.1 \times 10^{-5} \pm 1.62 \times 10^{-4}$	1/pixel ²
ε	光轴偏离天顶的 角度	$1.2231 \times 10^{-2} \pm 2.34 \times 10^{-4}$	rad
E	光轴偏离天顶的 方位方向	$1.477229 \times 10^0 \pm 2.1125 \times 10^{-2}$	rad

3.3 训练星点构建对比实验

为客观比较不同训练星点构建方案在模型标定精度上的表现，本文将基于星座识别的训练星点构建方法，与 Barghini D（2019）中采用的基于距离匹配的训练星点构建方法进行了对比（表 1 中的距离匹配）。后者的基本思路是：在给定视星等阈值条件下，对单帧 CCD 图像进行点源检测，同时从星表中选取满足视星等等级约束的星源并投影到像 CCD 坐标下，再通过图像点源与投影星点的距离进行匹配获得训练星点，并在逐步放宽视星等阈值的过程中迭代优化 5 参数模型直至收敛。

该方法需要保证一个前提，即需要得到 a_0, x_o, y_o, F, R 等 5 个参数的初始值，其中 $R = 2f/d_{px}$ 的初始值需要知道相机焦距 f 和 CCD 像素距离 d_{px} ，本文使用人工去匹配猎户座的 8 个训练星点的方法拟合得到了初始值 $F = 1.8, R = 724$ 。

基于距离匹配构建的训练星点最终拟合效果如图 8 所示。和图 7 相对比，除了构建训练星点的方式不同，实验在相同的图像下进行，可以看出，在气辉成像仪上，基于星座识别得到的方位角和天顶角的残差效果更好，也进一步说明了本文提出的基于星座识别构建的训练星点的准确性。

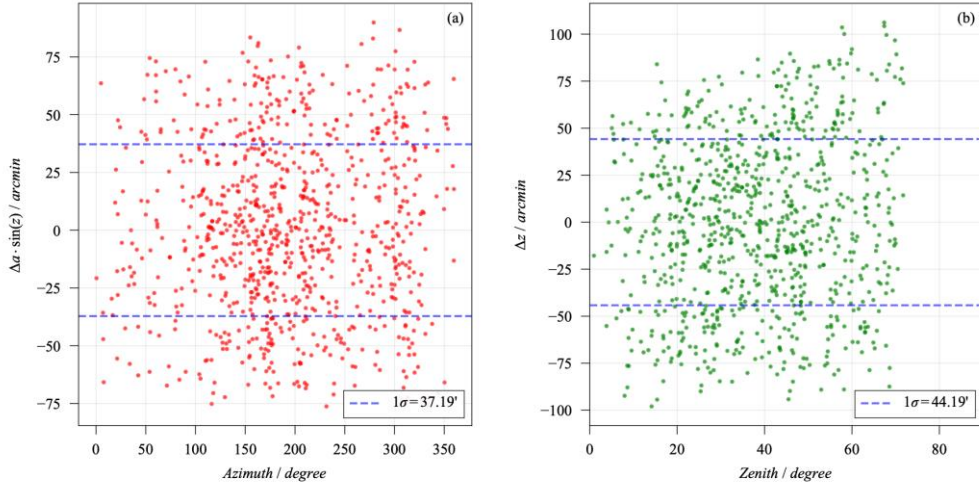


图 8 训练星点构建对比实验残差统计图，图(a)和图(b)分别表示基于距离匹配构建的训练星点方案方位角和天顶角残差统计图

Fig. 8 Residual statistics for the comparative experiments on training-star selection. (a)–(b) azimuth and zenith angle residuals for the distance-matching training-star scheme.

4 结论与展望

本研究提出了一种新的基于星座识别的训练星点构建方案，该方案具有自动化高、可迁移性强等特点，解决了当下全天空气辉成像仪训练星点构建不能同时保证高准确率和高效率的问题。本文设计了一套融合星座识别与优化算法的自动校准参数求解方法，通过深度学习自动构建训练星点结合物理模型求解的方式，在实现校准流程高度自动化的同时，保证校准结果的物理可解释性与科学精度。本研究不仅为子午工程中的全天空气辉成像仪的自动校准提供了创新性的解决方案，也推动了深度学习技术在空间科学观测、天文学等领域的应用。

本文在兴隆站全天空气辉成像仪观测数据上实现了约 $2'$ 量级的角度标定精度。采用单球薄层的简化几何估算，角度误差可近似按“角度（弧度）乘以发光层高度”换算为水平定位误差。以 100 km 高度为例， $2'$ （约 $5.8 \times 10^{-4} \text{ rad}$ ）对应的水平定位误差约为 58 m ，而 $45'$ （约 $1.31 \times 10^{-2} \text{ rad}$ ）对应约 1.3 km 。该精度提升可有效降低几何误差对运动参数反演的系统影响，从而更可靠地支撑赤道等离子体泡漂移与形态演化以及大气重力波波参数（波长、相速度等）的反演与统计研究^[4]。

目前校准方案存在着一些约束，如观测条件须为晴天、夜晚、少云等，这是构建高质量训练星点的前提。在后续工作中，一方面计划扩充全天空气辉成像仪的数据集，将已经在兴隆站实现的自动校准方法迁移至其他台站，验证模型的迁移性和鲁棒性；另一方面，需要对校准过程中的误差进行相关分析。除此之外，由于本方案自动化程度高，校准效率高，考虑对子午工程气辉成像仪分析不同纬度，海拔，温度等因素对校准参数的影响，能够给出合适的参数校准意见。

致谢

本研究由国家重点研发计划“基础科研条件与重大科学仪器设备研发”重点专项资助，项目编号 2022YFF0711400；以及中国科学院‘十四五’网络安全和信息化专项资助，专项项目编号 CAS-WX2022SDC-XK15。

感谢国家科技资源共享服务平台-国家空间科学数据中心 (<https://www.nssdc.ac.cn>) 提供数据资源/数据分析环境/计算服务/应用平台支持。本文成果使用国家重大科技基础设施子午工程科学数据。

参考文献

- [1] ZHOU Chensha, LAI Chang, XU Jiayao, *et al.* Traveling ionospheric disturbance events with special propagation direction based on double-layer airglow observation[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2024, **44**(6): 1047-1055. DOI: 10.11728/cjss2024.06.2024-0006 (周尘砂, 赖昌, 徐寄遥, 等. 基于双层气辉观测的特殊传播方向电离层行进式扰动事件[J]. 空间科学学报, 2024, **44**(6): 1047-1055. DOI: 10.11728/cjss2024.06.2024-0006)
- [2] LAI C, LI P W, XU J Y, *et al.* Joint observation of the concentric gravity wave event on the Tibetan Plateau[J]. *Earth and Planetary Physics*, 2022, **6**(3): 219-227
- [3] LAI C, XU J Y, LIN Z S, *et al.* Statistical characteristics of nighttime medium-scale traveling ionospheric disturbances from 10-years of airglow observation by the machine learning method[J]. *Space Weather*, 2023, **21**(5): e2023SW003430
- [4] ZHONG J, WU K, ZOU Z M, *et al.* Statistical analysis of machine learning-derived equatorial plasma bubble characteristics from airglow observations in Southern China during a solar cycle[J]. *Space Weather*, 2025, **23**(11): e2025SW004536
- [5] JEANNE S, COLAS F, ZANDA B, *et al.* Calibration of fish-eye lens and error estimation on fireball trajectories: application to the FRIPON network[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2019, **627**: A78
- [6] BANNISTER S M, BOUCHERON L E, VOELZ D G. A numerical analysis of a frame calibration method for video-based all-sky camera systems[J]. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 2013, **125**(931): 1108-1118
- [7] BARGHINI D, GARDIOL D, CARBOGNANI A, *et al.* Astrometric calibration for all-sky cameras revisited[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2019, **626**: A105
- [8] BOROVICKA J, SPURNY P, KECLIKOVA J. A new positional astrometric method for all-sky cameras[J]. *Astronomy and Astrophysics Supplement*, 1995, **112**: 173
- [9] Astrometry.net. Astrometry.net[EB/OL]. [2025-01-22]. <https://nova.astrometry.net/>
- [10] PÉREZ G, MESSA M, CALZETTI D, *et al.* StarNet: machine learning for star cluster identification[J]. *The Astrophysical Journal*, 2021, **907**(2): 100
- [11] RAMOS L T, RIVAS-ECHEVERRÍA F. Deep sky object detection in astronomical imagery using YOLO models: a comparative assessment[J]. *Neural Computing and Applications*, 2025, **37**(22): 17193-17215
- [12] CHEN E, BAJPAI P, BHANDARI S H. Star and constellation recognition using YOLO framework[C]//Proceedings of the 4th International Conference on AI-ML Systems. Baton Rouge: ACM, 2024: 30
- [13] SEGON D. How many stars are needed for a good camera calibration?[J]. *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 2009, **37**(3): 80-83
- [14] FASOGBON P, FAN L X. Automatic feature extraction for wide-angle and fish-eye camera calibration[C]//2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Beijing: IEEE, 2018: 2947-2952
- [15] Jocher G, Chaurasia A, Qiu J. Ultralytics YOLOv8[EB/OL]. (2023-01-10)[2025-01-22]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [16] MAJI D, NAGORI S, MATHEW M, *et al.* YOLO-pose: Enhancing YOLO for multi person pose estimation using object keypoint similarity loss[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans: IEEE, 2022: 2637-2646

作者简介



邹浩冉 男，2000 年 10 月出生于湖北省潜江市，现为中国科学院国家空间科学中心研究生，主要从事空间大数据应用及其处理等方面的研究

E-mail: zhr1111112022@163.com



李云龙，中国科学院国家空间科学中心副研究员，硕士生导师，主要研究方向为空间科学大数据智能检索与关联

挖掘

E-mail: liyunlong@nssc.ac.cn

最新录用