

文章编号:1007-2780(2025)10-1509-11

基于深度学习的高分辨率夜光与 光学遥感影像配准

孙鹏韬^{1,2,3}, 李建荣^{1*}, 王志乾¹, 于树海³

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 长光卫星技术股份有限公司, 吉林 长春 130102)

摘要:作为异源遥感影像,高分辨率夜光与光学遥感影像差异巨大,无法基于传统影像配准算法实现自动配准,目前基本依赖人工利用ArcGIS手动刺点的方式进行配准。因此,本文提出了一种基于深度学习的高分辨率夜光与光学遥感影像自动配准框架。首先,提取夜光和光学遥感影像二值化路网并降采样,采用绝对误差和(SAD)算法对夜光和光学遥感影像进行粗匹配。其次,利用YOLOv8目标检测模型提取夜光与光学遥感影像路网交叉口中心点作为控制点,通过欧氏距离和随机采样一致性(RANSAC)算法匹配和筛选同名控制点。最后,采用最小二乘法求解仿射变换矩阵,实现高分辨率夜光与光学遥感影像的精配准。利用吉林一号0.92 m分辨率的夜光遥感影像和0.75 m分辨率的光学遥感影像验证了所提方法的有效性。实验结果表明,所提方法可实现高分辨率夜光与光学遥感影像的自动配准,成都市和长春市建成区测试数据配准后的均方根误差(RMSE)分别为3.29 m和3.36 m,具有较高的配准精度。

关键词:夜光遥感影像;光学遥感影像;深度学习;路网;自动配准

中图分类号:TP751 文献标识码:A doi:10.37188/CJLCD.2025-0138 CSTR:32172.14.CJLCD.2025-0138

Registration of high-resolution nighttime light and optical remote sensing images based on deep learning

SUN Pengtao^{1,2,3}, LI Jianrong^{1*}, WANG Zhiqian¹, YU Shuhai³

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,

Changchun 130033, China;

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

3. Chang Guang Satellite Technology Co. Ltd., Changchun 130102, China)

Abstract: As heterogenous remote sensing images, high-resolution nighttime light and optical remote sensing images exhibit significant differences, making it impossible to achieve automatic registration based on traditional image registration algorithms. Currently, registration primarily relies on manual methods using ArcGIS to manually pinpoint points for registration. Therefore, we propose a deep learning-based automatic

收稿日期:2025-06-30;修订日期:2025-07-21.

基金项目:吉林省科技发展计划(No.20220201096GX)

Supported by Jilin Province Science and Technology Development Plan (No.20220201096GX)

*通信联系人, E-mail:lijianrong@ciomp.ac.cn

registration framework for high-resolution nighttime light and optical remote sensing images. Firstly, the binary road networks of nighttime light and optical remote sensing images are extracted and downsampled, and the sum of absolute differences (SAD) algorithm is used for coarse matching between the two types of images. Secondly, the YOLOv8 object detection model is utilized to extract the center points of road network intersections in nighttime light and optical remote sensing images as control points. The Euclidean distance and random sample consensus (RANSAC) algorithms are then employed to match and filter out corresponding control points. Finally, the least squares method is adopted to solve for the affine transformation matrix, achieving precise registration of high-resolution nighttime light and optical remote sensing images. The effectiveness of the proposed method is validated using Jilin-1 nighttime light remote sensing images with a resolution of 0.92 m and optical remote sensing images with a resolution of 0.75 m. The experimental results demonstrate that the proposed method can achieve automatic registration of high-resolution nighttime light and optical remote sensing images. The root mean square error (RMSE) after registration for test data from the built-up areas of Chengdu and Changchun are 3.29 m and 3.36 m, respectively, indicating high registration accuracy.

Key words: nighttime light remote sensing image; optical remote sensing image; deep learning; road network; automatic registration

1 引 言

夜光遥感起源于20世纪70年代,美国军事气象卫星计划(DMSP)所搭载的线性扫描业务系统(OLS)是全球首个拥有夜光成像能力的卫星传感器^[1-3]。目前,已经有包括DMSP、Suomi-NPP、SAC-C/D、EROS-B、吉林一号、珞珈一号等卫星传感器可以获取夜光遥感影像,夜光遥感影像数据源日趋丰富^[4]。2017年至今,吉林一号提供了丰富的高分辨率夜光遥感影像。与传统低、中分辨率夜光影像不同,高分辨率夜光遥感影像可以应用在城市微小光源识别和城市小范围精细化定量遥感建模等方面,包括光源分类、住房空置率监测和耗电量监测等^[5-7]。在高空间分辨率更精细的应用场景下,高分辨率夜光遥感影像与光学遥感影像的高精度配准是协同处理和集成应用的前提和关键步骤。高分辨率夜光与光学遥感影像为异源遥感影像,开展二者的高精度自动配准研究具有重要意义。

遥感影像配准方法大致分为基于区域、基于特征和基于深度学习的配准方法^[8-9]。基于区域的配准方法依靠相似性度量,如归一化相关系数(NCC)^[10]和互信息(MI)^[11]等,但相似性度量对辐射差异和噪声非常敏感,从而限制了其在异源遥感影像匹配中的应用^[12]。基于特征的传统影

像配准算法有SIFT、SURF和ORB等^[13-17]。针对异源遥感影像配准,学者们相继提出了SAR-SIFT^[18]、PSO-SIFT^[19]和OS-SIFT^[20]等匹配算法,但这些算法对辐射差异比较敏感而无法获取稳定的特征。针对该问题,Li等人提出辐射不变特征变换匹配算法(RIFT)^[21],该算法使用相位一致性特征进行特征点检测和最大索引图进行特征描述,使其对非线性辐射畸变具有良好的鲁棒性。针对传统的距离相似性度量函数在异源遥感图像配准任务中抗噪性能差的问题,王佳等人提出了基于变分近似解算KL散度的异源遥感图像配准方法^[22]。随着深度学习的发展,基于深度学习的配准算法也得到了广泛的应用和研究。近年来,卷积神经网络(CNN)等深度学习网络结构被广泛应用于影像配准领域。基于深度学习的影像匹配方法可适应复杂场景,具有鲁棒性强、抗噪声与形变、效率高的优点。

夜光遥感影像与一般遥感影像不同。夜光遥感影像信息较少,且夜光地物与光学地物的区别较大。已有的传统的影像配准算法在夜晚地物上一般不适用,针对异源遥感影像的配准算法RIFT,有对夜光和光学遥感影像同名点匹配的实验报道,并取得了一定的效果,但实验数据是千米级分辨率的城市夜光。目前鲜有学者开展夜光遥感影像,特别是高分辨率夜光遥感影像与光学遥

感影像的配准研究。首先是国内外缺乏针对夜光遥感影像的几何控制基准,其次夜光遥感影像多是低分辨率的,因此很难找到一种适用高分辨率夜光和光学遥感影像配准的算法。高分辨率夜光遥感影像与光学遥感影像配准目前基本依赖人工使用ArcGIS刺点的方式,由于操作人员熟练程度不同,配准精度无法保证,费时费力,不适合商业化航天遥感。随着高分辨率夜光遥感影像的需求、拍摄频次和数量的增加,高分辨率夜光遥感影像的自动配准是一个亟待解决的问题。基于以上问题,我们提出了高分辨夜光与光学遥感影像配准框架,利用深度学习和路网信息实现高分辨率夜光与光学遥感影像的自动配准。

2 研究方法

本文提出的自动配准框架如图 1 所示。

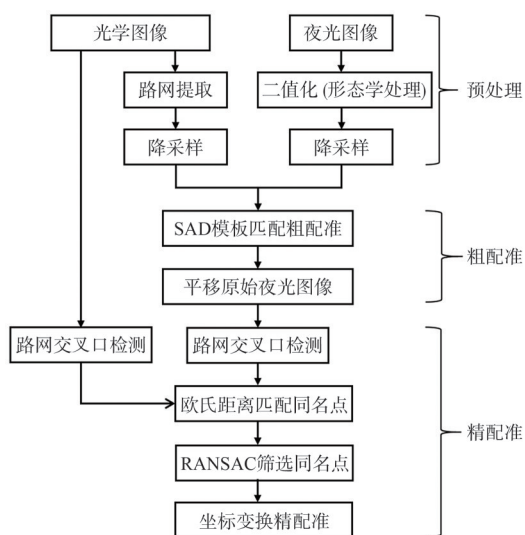


图 1 配准流程图

Fig. 1 Registration process diagram

2.1 影像预处理

对夜光遥感影像和光学遥感影像进行预处理,包括影像增强、去噪和正射校正,并统一夜光和光学遥感影像坐标系。通过语义分割提取光学遥感影像路网分割二值图,将夜光遥感影像进行二值化处理,并结合数学形态学进一步处理。

2.1.1 影像增强

图像增强处理后图像的视觉对比度显著提升,如图 2 所示,原本昏暗模糊的建筑物轮廓、道路等细节变得清晰可见,改善了图像中的亮度分布,使得原本低暗的夜光区域都可以分辨出来,有效提升了图像的视觉效果和信息传达能力。

路等细节变得清晰可见,改善了图像中的亮度分布,使得原本低暗的夜光区域都可以分辨出来,有效提升了图像的视觉效果和信息传达能力。

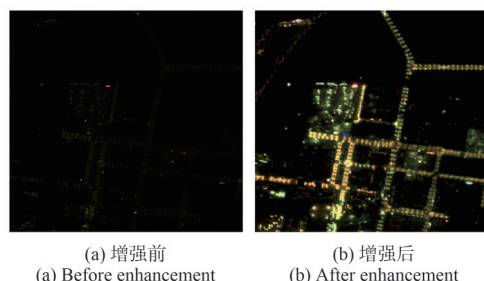


图 2 图像增强处理

Fig. 2 Image enhancement processing

2.1.2 影像去噪

夜光遥感影像在采集过程中受传感器物理限制和传输环境影响会存在噪声,可以对夜光遥感影像进行中值滤波去噪处理。中值滤波是一种非线性滤波方法,通过将影像局部区域的像素值替换为该区域像素值的中值来实现去噪,可以有效地去除孤立的噪点,其公式可表示为:

$$g(x, y) = \text{med} \{ f(x + i, y + j), (m, n \in \omega) \}, \quad (1)$$

其中: $f(x, y)$ 表示输入在坐标 (x, y) 处的像素值; $g(x, y)$ 表示输出在坐标 (x, y) 处的像素值; ω 为滤波窗口,定义了 (x, y) 为中心的领域范围。去噪前后的图像示例如图 3 所示。

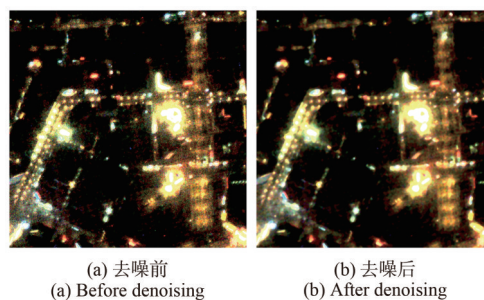


图 3 图像去噪

Fig. 3 Image denoising

2.1.3 初步几何校正

本研究采用 90 m DEM 和 1985 国家高程基准对夜光遥感影像和光学遥感影像做正射校正处理,消除几何变形,统一坐标系为 Wgs84 地理坐标系。正射校正后,遥感影像包含地理信息,可准

确反映地物空间位置和几何关系,便于路网提取和同名点匹配,正射校正前后的图像如图 4 所示。

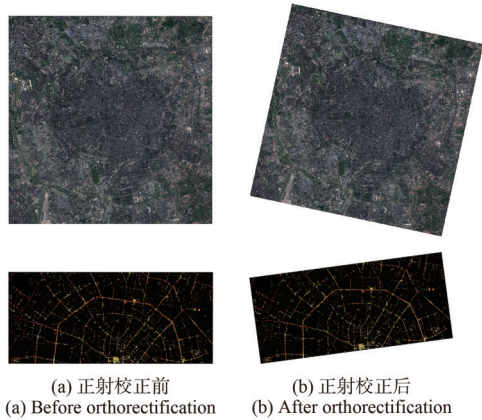


图 4 正射校正处理

Fig. 4 Orthorectification processing

2.1.4 路网二值化分割

光学遥感影像通过训练好的 UNet^[23]语义分割模型提取路网分割二值图。UNet 模型结构简单且轻量, U 型网络结构通过跳跃连接使得网络可以捕捉多尺度信息,少量标注样本也能获得很好的性能,具有速度快且精度高的优点。近年来也有学者基于改进的 UNet 模型对遥感影像道路进行提取研究^[24-25]。夜光遥感影像的主要信息为路网灯光信息,本文直接对夜光遥感影像进行二值化分割处理,灰度分割阈值设为 5,结果如图 5 所示。

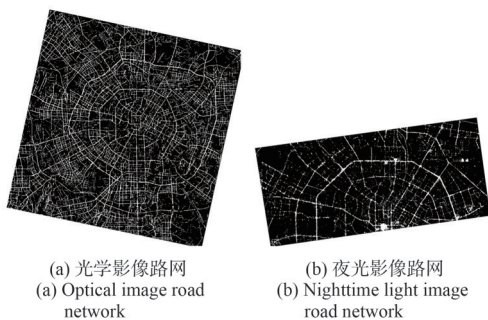


图 5 路网二值图

Fig. 5 Binary image of road network

2.1.5 数学形态学处理

夜光遥感影像多为点光源,二值化后的道路连通性和完整性较差,同时有较多的噪点。通过数学形态学的开运算和闭运算操作消除噪点和道路孔洞,增加道路连通性,如图 6 所示。

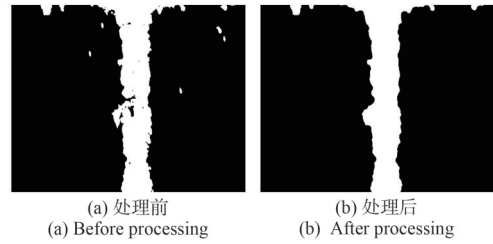


图 6 数学形态学处理

Fig. 6 Mathematical morphology processing

2.2 影像粗配准

夜光遥感影像的无控精度在某些情况下较差。基于路网交叉口中心点采用欧式距离匹配同名点需要待配准影像和参考影像的偏差在一定范围内,所以需要先将夜光遥感影像和光学遥感影像进行粗配准。粗配准前,先将光学遥感影像和夜光遥感影像的路网二值影像统一降采样至 10 m 分辨率。降采样分辨率可以根据实际情况进行调整,降采样和统一分辨率可以去除差异较大的细节,增加二值图的相似性并减小模板匹配计算量,更有利于基于绝对误差和(SAD)^[26]模板匹配算法快速粗配准。SAD 计算公式如式(2)所示:

$$SAD(i, j) = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} |S(i+x, j+y) - T(x, y)|, \quad (2)$$

其中: S 为待检测的目标影像; T 为模板影像,尺寸为 $m \times n$; (i, j) 为待检测影像中候选区域的左上角坐标; (x, y) 为模板影像内的局部坐标,用于索引模板和候选区域中的像素位置; $S(i+x, j+y)$ 为待检测影像中候选区域内的像素值,坐标相对于左上角 (i, j) 偏移 (x, y) ; $T(x, y)$ 为模板影像中坐标 (x, y) 处的像素值; $SAD(i, j)$ 为候选区域与模板的绝对差之和,值越小表示相似度越高。

通过计算夜光遥感影像低分辨率二值图的平移方向和距离,对原始高分辨率夜光遥感影像进行平移,得到粗配准后的影像。

2.3 影像精配准

利用训练好的目标检测模型提取夜光和光学遥感影像路网交叉口,以检测框中心为控制点,采用欧氏距离匹配同名控制点。通过随机采样一致性(RANSAC)^[27]算法对匹配的控制点进行筛选。采用最小二乘法求解仿射变换矩阵,对夜光遥感影像进行仿射变换,得到精配准后的夜光遥感影像。

2.3.1 夜光与光学遥感影像的路网交叉口提取

为了方便工程化应用和部署,选择工业上主流的目标检测算法 YOLO^[28]系列较新的 3 个模型 YOLOv8^[29]、YOLO11^[30]、YOLO12^[31]进行训练和性能比较,选用 YOLOv8 模型对夜光和光学遥感影像的路网交叉口进行提取。YOLOv8 模型结构图如图 7 所示。

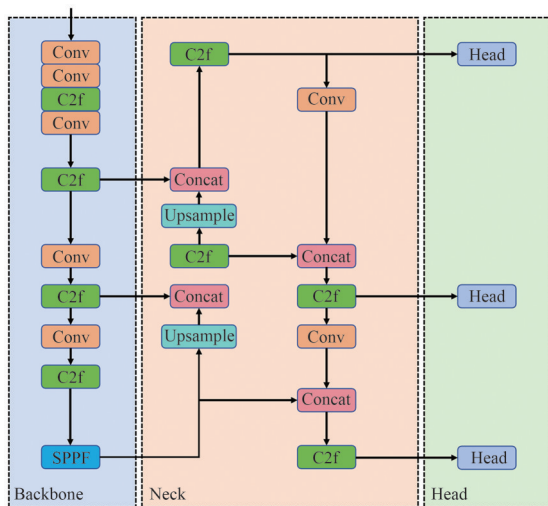


图 7 YOLOv8 网络结构图

Fig. 7 YOLOv8 network architecture diagram

将影像裁剪成 1 024 像素 × 1 024 像素大小并输入 YOLOv8 模型中,提取路网交叉口检测框。提取的夜光与光学遥感影像的路网交叉口检测框中心点作为控制点,如图 8 所示,其中红色框为检测框,绿色点为检测框中心点。

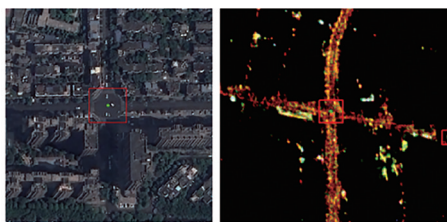


图 8 路网交叉口控制点提取

Fig. 8 Extraction of intersection control points in road network

2.3.2 同名控制点匹配

本文采用欧氏距离匹配同名控制点。欧式距离也称欧几里得距离,是最常见的距离度量,用来衡量多维空间中两点之间的最短距离。在二维和三维空间中,欧氏距离就是两点之间的直线距

离,二维空间的欧氏距离计算公式如式(3)所示:

$$\rho = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (3)$$

其中,ρ 为点 (x₁, y₁) 与点 (x₂, y₂) 之间的欧氏距离。计算夜光与光学遥感影像分别提取的路网交叉口检测框中心点的欧氏距离,采用控制点的最邻近欧式距离判定是否匹配,利用 RANSAC 算法筛选同名控制点。基于同名控制点,采用最小二乘算法得到仿射变换矩阵,对高分辨率夜光遥感影像进行仿射变换,实现其与光学遥感影像的配准。

3 实验与分析

3.1 实验数据

光学遥感影像的路网分割训练数据集采用 2018 年 CVPR 竞赛使用的 DeepGlobe 道路分割数据集。目前尚没有公开的路网交叉口检测数据集,本文的路网交叉口检测数据集为自建数据集,选取上海、珠海、衡阳、澳门、西安等地的吉林一号高分辨率夜光和光学遥感影像制作路网交叉口检测数据集。夜光遥感影像的像元分辨率为 0.92 m,光学遥感影像的像元分辨率为 0.75 m。将夜光遥感影像路网交叉口和光学遥感影像路网交叉口作为两个类别,使用 Labelme 标注软件标注。标注的样本按照 20% 的重叠率裁剪为 1 024 像素 × 1 024 像素大小,共制作了 2 489 张样本作为训练数据,其中夜光遥感影像样本 1 162 张,光学遥感影像样本 1 327 张,将数据集按 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。对训练集进行数据增强,包括水平翻转、垂直翻转、中心裁剪和随机对比度处理,共得到训练集样本 9 956 张。

夜光和光学遥感影像的路网交叉口都有对称性。为了保证检测精度和配准精度,数据集在标注过程中严格使标注框中心点位于路网交叉口中心,如图 9 所示。

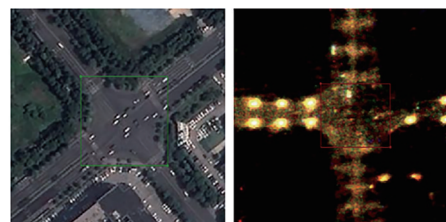


图 9 影像标注

Fig. 9 Image annotation

配准测试数据选取成都市和长春市建成区的吉林一号整景大尺寸和局部裁剪的高分辨率夜光和光学遥感影像。

3.2 路网交叉口检测

为了控制路网交叉口检测的实验变量和衡量模型的性能,本次实验采用了统一的训练环境和参数。CPU为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12650H,显卡型号为 RTX 4060 (8 GB)。Python 版本为 3.9。Torch 版本为 2.0.0。CUDA 版本为 11.8。优化器采用 SGD。单次训练批量大小 (Batch Size) 为 16,训练次数为 200 轮。本文使用平均精确度 mAP (IoU=0.5 和 IoU=0.5~0.9) 对目标检测模型进行评估:

$$AP = \int_0^1 \text{precision}(t) dt, \quad (4)$$

$$mAP = \frac{\sum_{n=1}^N AP_n}{N}, \quad (5)$$

式(4)~(5)中:precision表示精确率,AP表示检测目标的精度,N是类别数,mAP是所有类别精度的平均值。mAP50和mAP(50~90)分别表示交并比IoU的阈值为0.5和在0.5~0.9区间时的平均精度。经在自制遥感路网交叉口检测数据集上训练,YOLOv8、YOLO11、YOLO12模型的训练损失曲线和验证损失曲线如图10所示。

由图10可知,YOLOv8的训练和验证损失

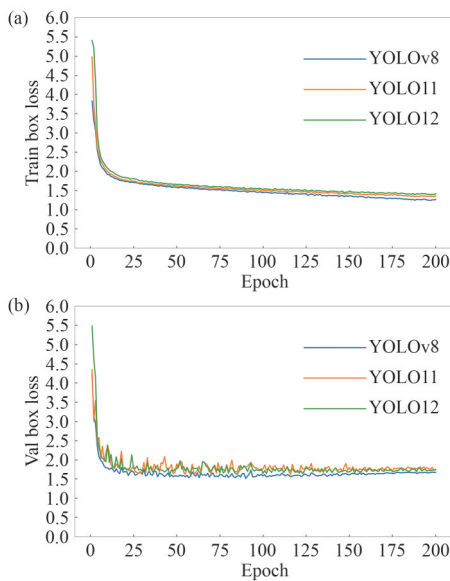


图10 损失曲线。(a)训练损失;(b)验证损失。

Fig. 10 Loss curves. (a) Training loss; (b) Validation loss.

值更小,更易趋于收敛,泛化性更好。

模型测试性能如表1所示,可以看出,YOLOv8的精度更高,有利于提高配准精度。

表1 模型性能对比

Model	mAP50	mAP(50~90)
YOLOv8	84.5	44.6
YOLO11	81.2	43.4
YOLO12	83.8	44.2

图11为YOLOv8、YOLO11、YOLO12模型的部分提取结果,可以看出,YOLOv8提取的结果更加准确。

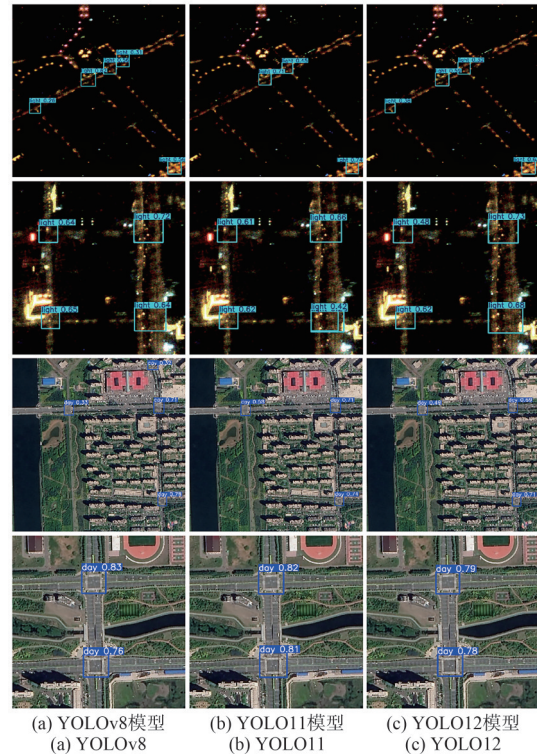


图11 路网交叉口提取对比

Fig. 11 Comparison of road network intersection extraction

3.3 夜光与光学遥感影像配准

为了评价配准精度,本文采用视觉上的棋盘网格图和均方根误差(RMSE)定量地评估配准精度。RMSE的计算公式如式(6)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (rx_i^2 + ry_i^2)}, \quad (6)$$

其中:N是匹配项的数量,(rx_i, ry_i)是特定匹配

项残差。

在影像粗配准阶段,先对大尺寸二值影像降采样到低分辨率。本文将高分辨率夜光和光学遥感影像路网二值图统一降采样到 10 m 分辨率,然后将夜光二值图在光学遥感影像路网二值图上以 5 个像素步长滑动,通过 SAD 算法粗配准。然后对粗配准后的原始分辨率影像提取路网交叉口中心点,通过同名点匹配和仿射变换实现精配准。采用其他特征匹配算法与本文方法进行了对比实验。我们基于工程^[32]实现了 SIFT、SAR-SIFT 和 PSO-SIFT 的匹配,使用 opencv-python 内置的 ORB 模块实现了 ORB 的匹配,基于 RIFT 官方工程^[33]实现了 RIFT 的匹配,结果如图 12 所示。

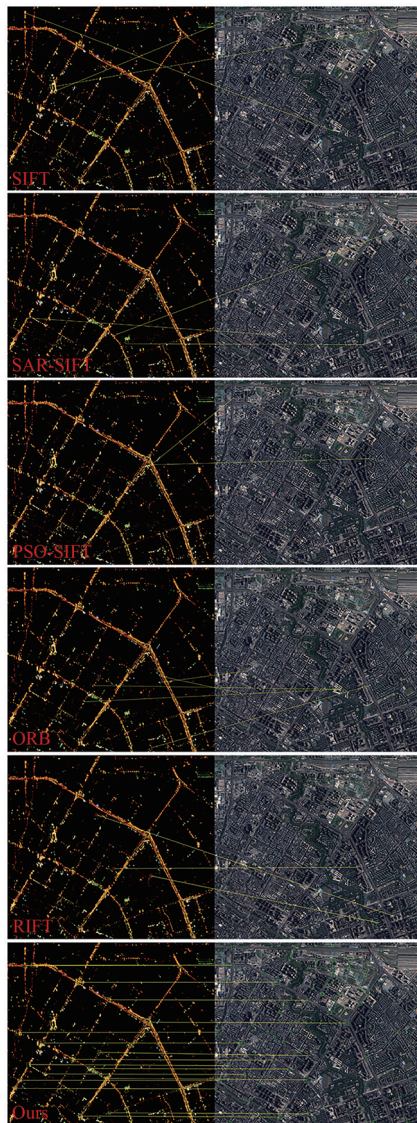


图 12 匹配结果对比

Fig. 12 Comparison of matching results

由图 12 可知,除了本文算法,其他特征匹配算法没能匹配到正确的同名点。本文方法对成都市和长春市建成区吉林一号的整景大尺寸高分辨率夜光和光学遥感影像进行同名控制点匹配,匹配结果如图 13 所示。

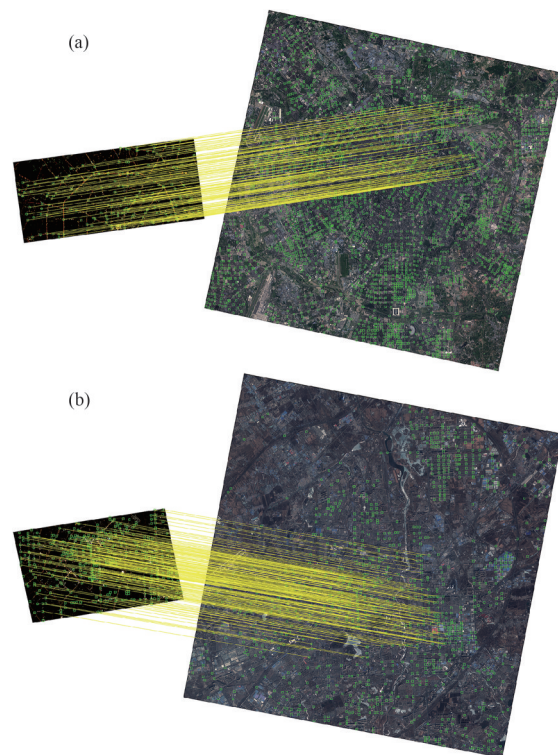


图 13 特征匹配。(a)夜光遥感影像;(b)光学遥感影像。
Fig. 13 Feature matching. (a) Nighttime light remote sensing image; (b) Optical remote sensing image.

利用 RANSAC 算法剔除同名控制点中误匹配的控制点对,基于筛选后的同名控制点采用最小二乘法得到仿射变换矩阵,对高分辨率夜光遥感影像进行仿射变换,实现其与光学遥感影像的配准,配准后的棋盘网格图如图 14 所示。由图 14 可知,在配准后的棋盘网格图中,夜光与光学遥感影像的配准精度较高。

为了定量地衡量配准精度,由专业人员在成都市和长春市建成区的夜光和光学遥感影像上分别广泛、准确、均匀地标记 10 对准确同名控制点,标记点选取包括灯光体育场角点、清晰的道路交叉口、亮化工程建筑底部角点以及其他可见地物等可准确辨识的地面特征点。人工标记点配准前后偏差的结果如表 2 和表 3 所示。配准前成都和长春标记的同名点的 RMSE 分别为 120.21 m

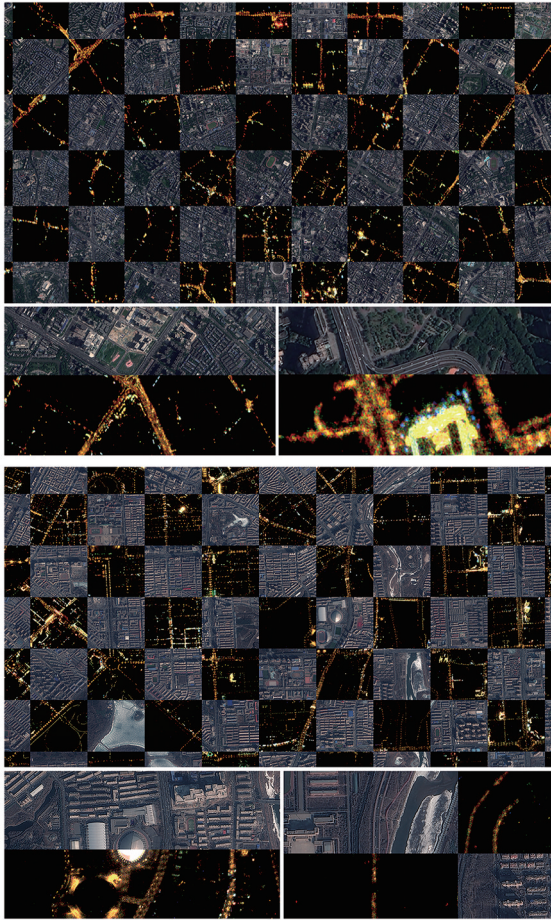


图 14 棋盘网格图

Fig. 14 Chessboard grid diagram

和 863.41 m。将 SIFT、SAR-SIFT、PSO-SIFT、ORB 和 RIFT 影像配准算法用于本文实验数据均未匹配到正确的同名点,导致配准失败,未在表中列出。随机选取一名影像处理人员,采用人工刺点的方法配准后,标记的同名点的 RMSE 分别为 4.05 m 和 3.69 m。基于本文 SAD 模板粗配准后标记的同名点的 RMSE 分别为 20.91 m 和 26.47 m。基于本文目标检测精配准后标记的同名点的 RMSE 分别为 3.29 m 和 3.36 m。

从表 2 和表 3 可知,人工刺点配准的 RMSE 显著降低,但人工刺点采集控制点的数量往往较少,且用时较长。基于本文方法粗配准后的均方根误差同样降低,但配准精度较差,原因是粗配准阶段影像做了降采样,同时在计算像素值绝对误差和时设置的滑动步长较大。因为 SAD 算法计算量大,所以采用上述方式可以大幅提高计算速度,快速粗配准。城市路网交叉口之间的距离一般在 300~600 m^[34],当影像间偏差在几百米到几千米时,粗配准可以将同名控制点间的偏差控制在合理范围内,保证精配准阶段欧氏距离匹配到正确的同名控制点。基于本文方法的精配准用时较短,同时采集和匹配了较多的同名控制点,其中图像分块后的路网交叉口检测占用了大部分时间。精配准后的均方根误差显著降低,且配准精度较高。

表 2 人工标记点配准前后的偏差(成都)

Tab. 2 Deviation before and after registration of work mark points (Chengdu)

同名点编号	偏差/m			
	配准前	人工刺点	本文方法粗配准	本文方法精配准
1	121.79	4.57	20.62	4.11
2	117.44	4.19	16.36	1.41
3	119.03	2.68	17.81	3.64
4	121.89	1.32	21.47	0.86
5	125.56	4.92	26.53	5.09
6	122.79	5.17	19.42	4.10
7	125.03	3.95	23.92	3.04
8	118.41	5.29	19.11	2.28
9	117.36	3.16	16.27	3.17
10	112.16	3.50	14.85	2.83
RMSE/m	120.21	4.05	20.91	3.29
同名点正确匹配对数	—	26	—	161
耗时/min	—	14	4.5	2.8

表 3 人工标记点配准前后的偏差(长春)

Tab. 3 Deviation before and after registration of work mark points (Changchun)

同名点编号	偏差/m			
	配准前	人工刺点	本文方法粗配准	本文方法精配准
1	867.32	3.47	27.35	4.27
2	859.17	1.93	19.17	1.53
3	872.05	5.05	34.82	4.75
4	855.64	2.72	22.64	3.24
5	863.92	4.36	30.92	3.86
6	858.47	0.97	16.47	1.07
7	861.73	3.73	25.73	3.91
8	870.28	6.05	36.05	4.45
9	856.51	3.51	25.51	2.61
10	869.09	2.09	18.09	1.19
RMSE/m	863.41	3.69	26.47	3.36
同名点正确匹配对数	—	29	—	238
耗时/min	—	16	4.6	3.1

4 结 论

基于传统影像配准算法很难实现高分辨率夜光与光学遥感影像的自动配准,只能依靠人工刺点配准。为解决这一问题,本文提出了高分辨夜光遥感影像与光学遥感影像配准框架,利用深度学习和路网信息实现高分辨率夜光遥感影像与光学遥感影像的自动配准。利用本文提出的

基于深度学习的自动配准方法后,成都市和长春市建成区的高分辨率夜光遥感影像与光学遥感影像的人工标记同名点的 RMSE 分别由 120.21 m 和 863.41 m 降至 3.29 m 和 3.36 m,配准精度较高,且用时较短。本文方法实现了对拍摄频次和数量不断增加的高分辨率夜光遥感影像与光学遥感影像的高精度自动配准,节约了人力成本,符合商业化航天遥感的方向。

参 考 文 献:

- [1] 李德仁,李熙. 论夜光遥感数据挖掘[J]. 测绘学报, 2015, 44(6): 591-601.
LI D R, LI X. An overview on data mining of nighttime light remote sensing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(6): 591-601. (in Chinese)
- [2] CROFT T A. Nighttime images of the earth from space [J]. *Scientific American*, 1978, 239(1): 86-98.
- [3] 胡晓华,刘松涛,潘振东,等. 星载微光探测仪器的发展及其数据应用[J]. 中国光学, 2015, 8(3): 350-359.
HU X H, LIU S T, PAN Z D, *et al.* Progress in spaceborne shimmer detector and data application [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3): 350-359. (in Chinese)
- [4] 张国亮,朱瑞飞,杜一博,等. 吉林一号高分辨率夜光遥感影像在城市监测中的应用[J]. 卫星应用, 2020(3): 27-33.
ZHANG G L, ZHU R F, DU Y B, *et al.* Application of JiLin-1 high resolution nighttime light remote sensing image in urban monitoring [J]. *Satellite Application*, 2020(3): 27-33. (in Chinese)
- [5] ZHENG Q M, WENG Q H, HUANG L Y, *et al.* A new source of multi-spectral high spatial resolution night-time light imagery—JL1-3B [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 215: 300-312.
- [6] 余柏菡,王丛笑,宫文康,等. 夜间灯光遥感与城市问题研究:数据、方法、应用和展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 342-364.
YU B L, WANG C X, GONG W K, *et al.* Nighttime light remote sensing and urban studies: data, methods, applications, and prospects [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 342-364. (in Chinese)

- [7] ZHENG Q M, SETO K C, ZHOU Y Y, *et al.* Nighttime light remote sensing for urban applications: progress, challenges, and prospects [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 202: 125-141.
- [8] ZITOVÁ B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [9] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 2960-2972.
YU X C, LÜ Z H, HU D. Review of remote sensing image registration techniques [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(11): 2960-2972. (in Chinese)
- [10] PRATT W K. Correlation techniques of image registration [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, AES-10(3): 353-358.
- [11] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, *et al.* Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 187-198.
- [12] YE Y X, BRUZZONE L, SHAN J, *et al.* Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 9059-9070.
- [13] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [C]. 9th European Conference on Computer Vision. Graz: Springer, 2006: 404-417.
- [15] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [16] ALCANTARILLA P F, SOLUTIONS T. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 34(7): 1281-1298.
- [17] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2548-2555.
- [18] DELLINGER F, DELON J, GOUSSEAU Y, *et al.* SAR-SIFT: a SIFT-like algorithm for SAR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(1): 453-466.
- [19] MA W P, WEN Z L, WU Y, *et al.* Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(1): 3-7.
- [20] XIANG Y M, WANG F, YOU H J. OS-SIFT: a robust SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(6): 3078-3090.
- [21] LI J Y, HU Q W, AI M Y. RIFT: multi-modal image matching based on radiation-variation insensitive feature transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 3296-3310.
- [22] 王佳, 吴昊, 傅瑞昱, 等. 变分近似解算KL散度红外可见光遥感图像配准[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(20): 3071-3084.
WANG J, WU H, FU R G, *et al.* Infrared-visible remote sensing image registration method based on Kullback-Leibler divergence using variational approximation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(20): 3071-3084. (in Chinese)
- [23] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234-241.
- [24] 杨佳林, 郭学俊, 陈泽华. 改进U-Net型网络的遥感图像道路提取[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(12): 3005-3014.
YANG J L, GUO X J, CHEN Z H. Road extraction method from remote sensing images based on improved U-Net network [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(12): 3005-3014. (in Chinese)
- [25] 郝明, 白鹤, 徐婷婷. 融合ResNeSt和多尺度特征融合的遥感影像道路提取[J]. *光电工程*, 2025, 52(1): 240236.
HAO M, BAI H, XU T T. Remote sensing image road extraction by integrating ResNeSt and multi-scale feature fusion [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2025, 52(1): 240236. (in Chinese)

- [26] FRIEMEL B H, BOHS L N, TRAHEY G E. Relative performance of two-dimensional speckle-tracking techniques: normalized correlation, non-normalized correlation and sum-absolute-difference [C]. 1995 IEEE Ultrasonics Symposium. Proceedings. An International Symposium. Seattle: IEEE, 1995: 1481-1484.
- [27] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [28] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection [C]// *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [29] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness [C]. 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Chennai: IEEE, 2024: 1-6.
- [30] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements [J/OL]. *arXiv*, 2024: 2410. 17725.
- [31] TIAN Y J, YE Q X, DOERMANN D. YOLOv12: attention-centric real-time object detectors [J/OL]. *arXiv*, 2025: 2502. 12524.
- [32] ZeLianWen. Image-registration [EB/OL]. (2020-03-21)[2025-06-25]. <https://github.com/ZeLianWen/Image-Registration>.
- [33] LJY-RS. RIFT-multimodal-image-matching [EB/OL]. (2021-02-01)[2025-06-25]. <https://github.com/LJY-RS/RIFT-multimodal-image-matching>.
- [34] 中华人民共和国住房和城乡建设部. GB 50647-2011城市道路交叉口规划规范[S]. 北京:中国计划出版社, 2012.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. GB 50647-2011 Code for planning of intersections on urban roads [S]. Beijing: China Planning Press, 2012. (in Chinese)

作者简介:



孙鹏韬,男,硕士研究生,2016年于长安大学获得学士学位,主要从事机器视觉、遥感影像处理等方面的研究。
E-mail:sunpengtao@jll.cn



李建荣,男,博士,副研究员,2011年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事光电瞄准、光电测量等方面的研究。E-mail:lijianrong@ciomp.ac.cn