

基于SPHP的推扫式高光谱航空影像拼接

李赛^{1,2,3}, 尹球⁴, 胡勇^{1,2*}, 巩彩兰^{1,2}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;

3. 中国科学院大学, 北京 100049;

4. 上海市气象局, 上海 200030)

摘要:针对高光谱推扫影像间相机光心不重合,在配准过程中利用传统全局单应性矩阵对齐方式会有误差的问题,提出了一种基于SPHP(Shape-Preserving Half-Projective)并且考虑光谱信息的高光谱推扫图像的拼接方法(H-SPHP)。主要步骤包括:1)基于正解法的视矢量几何校正;2)基于先验知识和PCA的基准波段选择;3)基于SPHP的网格优化对齐方法;4)加权平均融合算法进行融合;5)将拼接参数应用于所有波段,得到拼接后的高光谱数据。对福建三明和江西南昌等区域获取实验影像,通过对研究数据的拼接实验表明,本文算法具有很强的鲁棒性,消除视差和地理坐标精度比SIFT+单应性变换算法都有较大提高,拼接后波段间配准精度在一个像元内,重叠区光谱相似度在90%以上。

关键词:航空摄影测量;影像拼接;H-SPHP;高光谱推扫影像

中图分类号:P237 **文献标识码:**A

A push-sweep hyperspectral aerial image Mosaic method based on SPHP

LI Sai^{1,2,3}, YIN Qiu⁴, HU Yong^{1,2*}, GONG Cai-Lan^{1,2}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. CAS Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Shanghai 200083, China;

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

4. Shanghai Meteorological Bureau, Shanghai 200030, China)

Abstract: In order to solve the problem that the optical center of hyperspectral images does not coincide with each other, and the alignment of traditional global monotonic matrix may have error in the registration process, a splicing-method (H-SPHP) of hyperspectral images based on SPHP(shape-preserving half-projective) and considering spectral information is proposed. The main steps include as follows: 1) image correction using the visual vector method. 2) selection of reference band based on prior knowledge and PCA. 3) SPHP-based mesh optimization splicing method. 4) Weighted average fusion algorithm for fusion. 5) splicing parameters applied to all bands to obtain the splicing hyperspectral data. By obtaining experimental images from Sanming, Fujian province and Nanchang, Jiangxi province, the research data splicing experimental results show that the proposed algorithm has strong robustness, eliminating parallax and geographic coordinates accuracy better than SIFT + single should transform algorithm. After splicing, the registration accuracy of bands is within one pixel, and spectral similarity of the overlapping region is above 90%.

Key words: aerial photogrammetry, image mosaic, H-SPHP, hyperspectral push-scan image

PACS:91.10.Lh

收稿日期: 2019-12-19, 修回日期: 2020-12-10

Received date: 2019-12-19, Revised date: 2020-12-10

基金项目: 高分辨率地球观测系统重大专项青年创新基金项目(编号:GFZX04061502);上海市水务局科研项目(2018-07)

Foundation items: Major special youth innovation fund project of high resolution earth observation system (NO: GFZX04061502); Research project of Shanghai water bureau (2018-07)

作者简介(Biography): 李赛(1991—),男,山东临沂人,博士研究生,主要研究领域为遥感数字图像处理、计算机视觉. E-mail: 814100090@qq.com

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: huyong@mail.sitp.ac.cn

引言

近年来,基于无人机的推扫式高光谱扫描仪广泛应用于农业、水质监测、环境保护、资源调查等领域^[1-4]。由于受到飞行高度和硬件条件的限制,高光谱扫描仪单航带扫描宽度无法覆盖整个研究区域,这就需要对每个航带影像做拼接处理,才能对整个研究区域进行有效的覆盖^[5]。图像拼接有多样性、针对性、复杂性、缺乏客观评价约束等特点,所以图像拼接相关论文和算法研究也在不断地被人们提出。在图像拼接中 Harris、SIFT、SURF、ORB 等算法应用比较广泛^[7],SIFT^[8]算法被广泛应用于无人机影像的拼接中。为了应对视差问题产生重影和模糊等问题,现在的研究正在从单应性矩阵对齐方式向局部单应性对齐的方式发展。DWH^[9]算法把图像分成背景和前景两个单应性矩阵进行对齐拼接,SVA^[10]算法用了多个仿射变换使局部变形和对齐的能力更强,APAP^[11]算法是把图像划分格网,每一个格网都用单独的单应性矩阵对齐,处理视差的能力更强。为了矫正非重叠区域拼接形状和增加图像拼接鲁棒性,后续基于网格优化的 SPHP^[12]算法、AANAP^[13]算法、GSP^[14]算法等相继被提出。

传统的图像拼接主要是为了视觉效果和测图,而高光谱影像拼接要求更高,除了需要很好的视觉效果和方便测图,更需要对拼接后光谱信息进行分析利用,对拼接后光谱保真度要求很高。所以高光谱影像拼接中特征波段的选择、拼接算法和融合算法都很重要。一些学者提出了针对高光谱影像的波段选择方法^[15-17]与影像配准拼接方法^[18-21],这些波段选择方法大部分都是针对目标识别或不同遥感器间的配准,拼接方法基本都是利用传统全局单应性对齐拼接方式,需要针对推扫式高光谱航空影像的特点进行具体研究。

推扫式高光谱航空影像单航带是非中心投影,如果利用全局单应性对齐方式航带间拼接中非重叠区域会被拉伸和不均匀放大。本文基于推扫式高光谱航空影像的特点,提出了一种考虑光谱信息的高光谱推扫图像的拼接方法 H-SPHP。在局部单应性矩阵对齐的基础上,从形状矫正的角度出发,借鉴 Shape-Preserving 方法,对整个拼接图像增加相似变换约束,矫正拼接图像的形状,减小投影失真和重影,算法具有很强的鲁棒性。

1 推扫式高光谱航空影像拼接算法原理

本文采用的机载高光谱成像系统参数如表 1 所示。

表 1 高光谱成像系统参数

Table 1 Parameters of hyperspectral imaging system

| 参数名称 | 指标数值 |
|-------|------------------------|
| 光谱范围 | 400~1 000 nm |
| 像元数 | 480×270 空间通道数×光谱通道数 |
| 像元尺寸 | 30 μm |
| 总视场角 | 20.9° |
| 瞬时视场角 | 0.05° |

本文机载高光谱成像系统灵活重量轻,可以同时获得高空间、高光谱分辨率的影像,但是受飞行高度和视场的限制,需要对多个航带进行拼接才能够覆盖整个研究区域。

拼接算法主要包括几大步骤:基于正解法的视矢量几何校正、基于先验知识和 PCA 的基准波段选择、基于 SPHP 的网格优化拼接方法、加权平均融合、将拼接参数应用于所有波段,最终得到拼接后的高光谱数据立方体。总体技术路线如下图 1 所示。

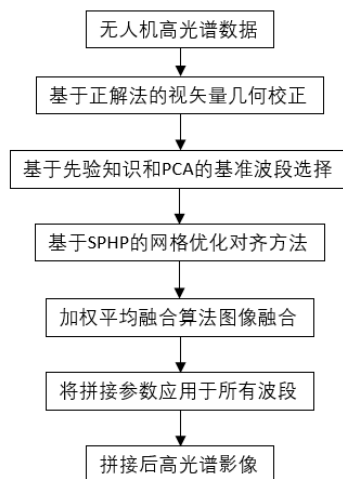


图 1 高光谱影像拼接技术路线图

Fig. 1 Roadmap for hyperspectral image Mosaic technology

1.1 基于正解法的视矢量几何校正

线阵和面阵相机影像特征有很大的差异。面阵相机获取的整幅影像都遵从中心投影的构像关系,每一个像点都拥有相同的投影中心,像主点在线阵焦平面中心,同时共用一组外方位元素。线阵

推扫影像是由一系列的扫描行拼接构成的,像主点在面阵焦平面中心,每一扫描行拥有相同的投影中心共用一组外方位元素。面阵影像的几何校正方法大多是利用传统的共线方程校正方法,然而航空测量系统的惯性测量单元(Inertial Measurement unit, IMU)并不能直接输出外方位元素,利用的是航向俯仰横滚(Heading Pitch Roll, HPR)角元素系统。需要转换到真正的外方位元素方位角倾斜角相片旋角(Omega Phi Kappa, OPK)角元素系统,某种意义上算是共线方程法应用于航空影像几何校正的一种劣势。所以我们利用基于正解法的视矢量几何校正方法,直接利用HPR角元素进行几何校正。

对每次的扫描行建立基于视矢量的几何校正模型,实现视线从像方坐标系到地辅坐标系的变换。根据相机内方位元素计算像空间坐标系下的视矢量,对于平面上任意一个像元,像元尺寸为 e ,焦距为 f ,一行像元个数为 N ,目标在焦平面上的投影点在 $(1, j)$ 像元内,经过此项元的视矢量 \vec{L}_i 在像空间坐标系下为:

$$\vec{L}_i = [0 \quad -c \times \left(j - \frac{N}{2} + 1\right) \quad -f]^T \quad (1)$$

相机在地心坐标系下的坐标 (x_e, y_e, z_e) 可以通过POS记录的经纬高(lon, lat, h)获得,它们的转换关系为:

$$x_e = (N + h) \cos(lat) \cos(lon) \quad (2)$$

$$y_e = (N + h) \cos(lat) \sin(lon) \quad (3)$$

$$z_e = (N(1 - e^2) + h) \sin(lat) \quad (4)$$

$$N = R_a / \sqrt{1 - e^2 \sin^2(lat)} \quad (5)$$

其中 N 为椭球的卯酉圈曲率半径, e 是椭球体的第一偏心率,设单位视矢量的三个分量为 (w_x, w_y, w_z) ,所以视矢量 R_e 可以表示为:

$$\begin{bmatrix} R_{e_x} \\ R_{e_y} \\ R_{e_z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix} + \lambda T_g^e T_d^g T_c^d T_i^c \vec{A}_i \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} R_{e_x} \\ R_{e_y} \\ R_{e_z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \\ w_z \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 λ 是比例系数, T_i^c 是像空间坐标系和传感器坐标系的旋转矩阵, T_c^d 为传感器坐标系和IMU坐标系的安装矩阵, T_d^g 是IMU坐标系和导航坐标系的旋转关系矩阵, T_g^e 为导航坐标系和地心坐标系的旋转矩阵。

根据视矢量和地球的椭球体方程联立求解,得

到目标在地心坐标系下的坐标,然后就可以获得精确的地物目标的经纬度坐标。视矢量和地球椭球模型的交点在地心坐标系下的位置为 $(R_{e_x}, R_{e_y}, R_{e_z})$,满足地球的椭球方程:

$$\frac{R_{e_x}^2}{a_e^2} + \frac{R_{e_y}^2}{a_e^2} + \frac{R_{e_z}^2}{b_e^2} = 1 \quad (8)$$

式中 a_e 与 b_e 分别为地球椭球的长轴与短轴半径。联立式(7)与式(8),得:

$$\frac{(x_e + \lambda w_x)^2}{a_e^2} + \frac{(y_e + \lambda w_y)^2}{a_e^2} + \frac{(z_e + \lambda w_z)^2}{b_e^2} = 1 \quad (9)$$

分解式(9),可以得到关于 λ 的二次方程:

$$\left(\frac{w_x^2}{a_e^2} + \frac{w_y^2}{a_e^2} + \frac{w_z^2}{b_e^2}\right) \lambda^2 + 2\left(\frac{x_e w_x}{a_e^2} + \frac{y_e w_y}{a_e^2} + \frac{z_e w_z}{b_e^2}\right) \lambda + \left(\frac{x_e^2}{a_e^2} + \frac{y_e^2}{a_e^2} + \frac{z_e^2}{b_e^2} - 1\right) = 0 \quad (10)$$

令:

$$A = \frac{w_x^2}{a_e^2} + \frac{w_y^2}{a_e^2} + \frac{w_z^2}{b_e^2} \quad (11)$$

$$B = 2\left(\frac{x_e w_x}{a_e^2} + \frac{y_e w_y}{a_e^2} + \frac{z_e w_z}{b_e^2}\right) \quad (12)$$

$$C = \frac{x_e^2}{a_e^2} + \frac{y_e^2}{a_e^2} + \frac{z_e^2}{b_e^2} - 1 \quad (13)$$

可以得到:

$$A\lambda^2 + B\lambda + C = 0 \quad (14)$$

根据二次方程求解式(14)中 λ 的值,代入式(6)中,即可得到视矢量在椭球上的坐标。校正结果如图2所示,可以看到校正后有明显的改进。

1.2 基于先验知识和PCA的基准波段选择

在高光谱图像拼接中基准波段选择是第一步,基准波段选择的优劣直接关系到拼接质量和效果。因为是高光谱影像,考虑到利用光谱信息,所以我们选择PCA方法的第一主分量作为基准影像。通过对所获得高光谱实验影像分析发现,前30和后30波段信息少噪声多质量比较差,如果把所有波段一起做PCA会包含很多噪声。分别对所有波段求取均值和标准差,如图3所示。

从图3中可以发现前30和后30波段均值和标准差都较小,所以定义能量 E 为均值 M 和标准差 SD 的乘积。

$$E = M \times SD \quad (15)$$

对所有波段求取 E 进行分析,选取特定阈值对波段进行选择然后进行PCA变换选取第一主分量

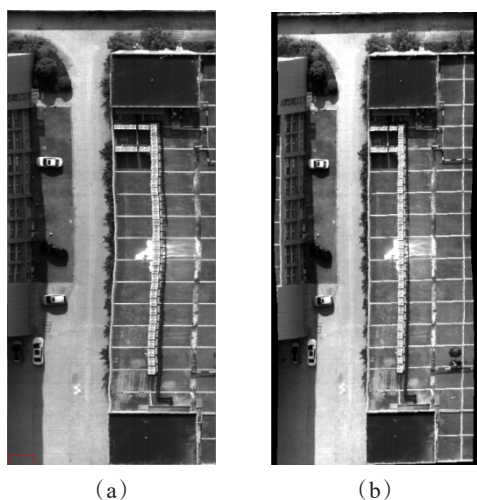


图2 校正前和校正后结果对比(a)校正前 (b)校正后
Fig.2 Comparison of results before and after calibration (a) Before correction (b)After correction

作为基准波段影像。

1.3 基于 SPHP 的网格优化对齐方法

因为是推扫式成像,所以不符合面阵的单应性矩阵,必须用网格优化局部单应性拼接方法来优化。航带间拼接会有误差传递,需要利用 shape-preserving 方法减小误差传递,使多个航带拼接效果更好,本文中我们结合 RANSAC 算法和 SPHP 算法对高光谱影像进行拼接。

1.3.1 RANSAC 算法

RANSAC 算法是一种鲁棒变换估计算法,它考虑了特征集的内部约束关系,消除了误差匹配,提高了配准精度。RANSAC 算法的基本步骤是:首先随机选取两个点,确定一条直线。在这条直线范围

内一定距离内的一些点称为这条直线的支撑点;然后,重复随机选择多次。具有最大支持特征集的直线称为样本点集的拟合,拟合误差范围内的点称为内点,范围外的点称为外点。去除这些外部点后,增强了图像配准算法的鲁棒性。该方法减少了虚假匹配点,配准结果较好,精度也有所提高。根据正确的匹配点对,我们可以使用 RANSAC 算法计算重叠区域投影变换的单应性矩阵,如式(16)所示。

$$H_0 = \begin{bmatrix} h1 & h2 & h3 \\ h4 & h5 & h6 \\ h7 & h8 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

1.3.2 SPHP 算法

SPHP 是一种结合了相似变换模型和投影变换模型的图像变换模型算法,避免了由于全局单应性变换而引起的形状或尺寸的变形。该方法在重叠区域采用灵活的投影变换方式,在非重叠区域采用相似变换模型来矫正图像的形状,减小误差传递。主要分为两步,详细的过程如下:

(1) 坐标变换

坐标变换简化了公式并且利用了这一重要性质,X 和 Y 的坐标变换如式(17)所示。

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_0 \\ v_0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\theta = \text{atan2}(-\widehat{h8} - \widehat{h7}) \quad (18)$$

坐标改变后,我们可以得到新的如式(19)所示的单应性矩阵公式。

$$\begin{bmatrix} x_0' \\ y_0' \\ 1 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} h1 & h2 & h3 \\ h4 & h5 & h6 \\ -k & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_0 \\ v_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} h1 & h2 \\ h4 & h5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widehat{h1} & \widehat{h2} \\ \widehat{h4} & \widehat{h5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (20)$$

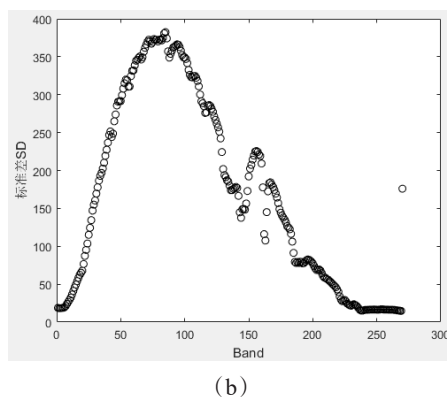
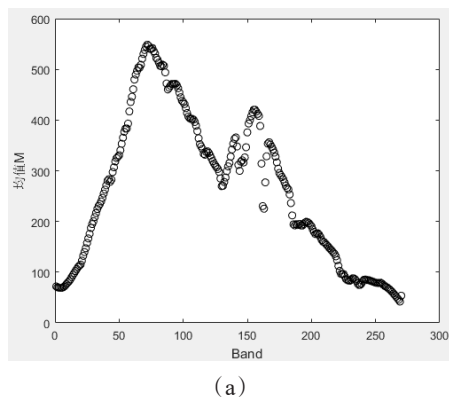


图3 所有波段均值和标准差结果(a)各波段均值 (b)各波段标准差

Fig.3 All band mean and standard deviation results (a) Mean value of each band (b) Standard deviation of each band

$$k = \sqrt{\overline{h8}^2 + \overline{h7}^2}, \quad (21)$$

$$(h3, h6) = (\overline{h3}, \overline{h6}) \quad (22)$$

x_0' 和 y_0' 可以写成如式(23)和(24)所示。

$$x_0' = H_x(\mu_0, v_0) = \frac{h1\mu_0 + h2v_0 + h3}{1 - k\mu_0}, \quad (23)$$

$$y_0' = H_y(\mu_0, v_0) = \frac{h4\mu_0 + h5v_0 + h6}{1 - k\mu_0}. \quad (24)$$

坐标变换的主要好处就是单应性矩阵 H 中 $h8$ 为 0, 分母上只有一个变量。从式(23)和(24)中可以得到, 如果 μ_0 是一个固定的常数, $H_x(\mu_0, v_0)$ 和 $H_y(\mu_0, v_0)$ 就与 v_0 为线性关系。

$$x_0' = H_x(\mu_0, v_0) = \frac{h2v_0}{1 - k\mu_0} + \frac{h1\mu_0 + h3}{1 - k\mu_0}, \quad (25)$$

$$y_0' = H_y(\mu_0, v_0) = \frac{h5v_0}{1 - k\mu_0} + \frac{h4\mu_0 + h6}{1 - k\mu_0}. \quad (26)$$

(2) 半投影变换

利用一条线 μ_{01} 把影像分成两个部分: $R_H = \{(\mu_0, v_0) | \mu_0 < \mu_{01}\}$ 和 $R_L = \{(\mu_0, v_0) | \mu_0 > \mu_{01}\}$ 。对于 R_H 的部分, 我们利用原来的单应性矩阵 H_0 。而对于属于 R_L 的部分, 因为这个部分容易引起更大的形变, 引入相似变换 S_0 , 定义如式(27)所示。

$$S_0(\mu_0, v_0) = \frac{1}{1 - k\mu_{01}} \left(\begin{bmatrix} h5 & h2 \\ h2 & h5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_0 \\ v_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (h1 - h5)\mu_{01} + h3 \\ (h4 + h2)\mu_{01} + h6 \end{bmatrix} \right). \quad (27)$$

为了减少重影现象, 引入一个缓冲区域 T 从 H_0 逐渐过渡到 S_0 , 如式(28)所示。

$$W_0(\mu_0, v_0) = \begin{cases} H_0(\mu_0, v_0) & \text{if } (\mu_0, v_0) \in R_H \\ T_0(\mu_0, v_0) & \text{if } (\mu_0, v_0) \in R_T \\ S_0(\mu_0, v_0) & \text{if } (\mu_0, v_0) \in R_S \end{cases}, \quad (28)$$

$$S_0(\mu_0, v_0) = \begin{bmatrix} S_x(\mu_0, v_0) \\ S_y(\mu_0, v_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & -\beta \\ \beta & \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_0 \\ v_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}, \quad (29)$$

其中 $\begin{bmatrix} \alpha & -\beta \\ \beta & \alpha \end{bmatrix}$ 是旋转参数矩阵, $\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}$ 是平移矩阵, 采用式(30)计算缓冲区域

$$T_0(\mu_0, v_0) = \begin{bmatrix} T_x(\mu_0, v_0) \\ T_y(\mu_0, v_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x(\mu_0) \\ f_y(\mu_0) \end{bmatrix} v_0 + \begin{bmatrix} g_x(\mu_0) \\ g_y(\mu_0) \end{bmatrix}, \quad (30)$$

其中 $f_x(\mu_0)$, $f_y(\mu_0)$, $g_x(\mu_0)$, $g_y(\mu_0)$ 是未知的, 假设这四个函数是 μ_0 的多项式函数, 可以得到 W_0 的函数。

$$W_0(\mu_0, v_0) = \begin{bmatrix} W_x(\mu_0, v_0) \\ W_y(\mu_0, v_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x(\mu_0)v_0 + G_x(\mu_0) \\ F_y(\mu_0)v_0 + G_y(\mu_0) \end{bmatrix}, \quad (31)$$

$$F_x(\mu_0) = \begin{cases} \frac{1}{1 - k\mu_0} & \text{if } \mu_0 \leq \mu_{01} \\ F_x(\mu_0) & \text{if } \mu_{01} \leq \mu_0 < \mu_{02} \\ -\beta & \text{if } \mu_{02} \leq \mu_0 \end{cases}, \quad (32)$$

$$G_x(\mu_0) = \begin{cases} \frac{h1\mu_0 + h3}{1 - k\mu_0} & \text{if } \mu_0 \leq \mu_{01} \\ G_x(\mu_0) & \text{if } \mu_{01} \leq \mu_0 < \mu_{02} \\ \alpha\mu_0 + t_x & \text{if } \mu_{02} \leq \mu_0 \end{cases}. \quad (33)$$

要保证 W_0 是连续的, 需要 F_x , G_x , F_y , G_y 都是连续的。例如 F_x , 根据式(32)所示, 当复合下面四个条件时时平面连续的。

$$f_x(\mu_{01}) = \frac{h2}{1 - k\mu_{01}}, \quad (34)$$

$$f_x'(\mu_{01}) = \frac{kh2}{(1 - k\mu_{01})^2}, \quad (35)$$

$$f_x(\mu_{02}) = -\beta, \quad (36)$$

$$f_x'(\mu_{02}) = 0. \quad (37)$$

总的来说首先要确定 μ_{01} 和 μ_{02} , 然后再根据式(28)构造一个 W_0 。

如图4所示, 为 Autostitch、APAP 与本文算法原理的比较。传统 Autostitch 拼接算法, 变换后的影像如(b)所示, 重叠区和非重叠区都有较大的变形, APAP 拼接算法变换后的影像如(c)所示, 只对重叠区进行了网格优化, 非重叠区还是有较大的形变, 本文方法如(d)所示, 对重叠区进行网格优化, 并且对整个拼接图像增加相似变换约束, 矫正拼接图像的形状, 减小投影失真和重影, 算法具有很强的鲁棒性。

1.4 加权平均融合算法图像融合

融合算法我们采用加权平均融合算法, 假设 $I(x, y)$ 是融合后影像灰度值。 I_0 和 I_1 分别为需要融合的影像, 算法如式(38)所示。

$$I(x, y) = \begin{cases} I_0(x, y) & (x, y) \in I_0 \\ \rho I_0(x, y) + (1 - \rho) I_1(x, y) & (x, y) \in I_0 \cap I_1 \\ S_0(\mu_0, v_0) & (x, y) \in I_1 \end{cases}, \quad (38)$$

其中 ρ 是加权系数, 权重随距离的远近而变化, 并且是缓慢过渡的, 从而达到消除色差的目的。

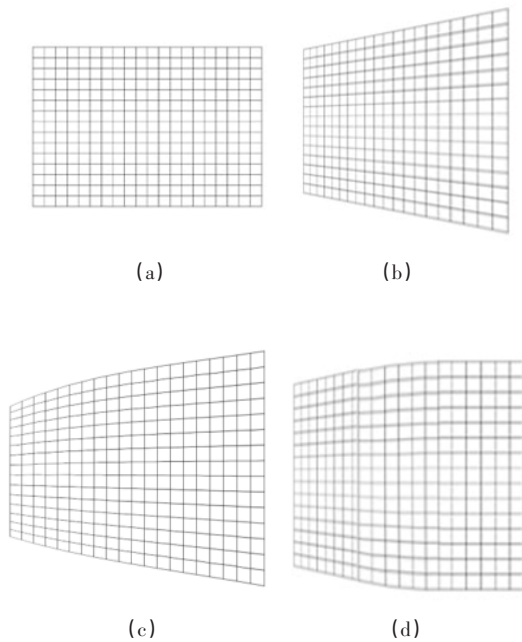


图4 投影变换结果影像对比(a)原始影像(b)传统 Autostitch 法变换影像^[8](c)APAP 法变换影像^[11](d)本文方法变换影像

Fig.4 Comparison of image projection transformation results (a) Original image (b) Image deformation by Autostitch method (c) Image deformation by APAP method (d) Image deformation by our method

2 实验与分析

利用推扫式高光谱航空相机分别对福建三明和江西南昌等区域进行影像的获取,成像高度为 120 米,航带间重叠度不低于 30%,航带数 4 至 10 条。实验针对高光谱数据的拼接质量和效果进行分析。

2.1 基于先验知识和 PCA 的基准波段选择效果分析

根据 1.2 中波段优选方法,如图 5 所示,设定阈值能量 E 为 1.0×10^5 ,最终选择 60 到 120 波段为优选波段。

然后进行 PCA 变换,把 60 到 120 波段影像利用 ENVI 软件进行 PCA 运算,选择第一主分量为基准波段进行后续配准实验。如图 6 所示,第一主分量包含信息达到 97.92%。

如下图 7 和 8 所示,选择有代表性的 8 组高光谱影像进行对比实验。分别选用可见光图像转灰度、最优信噪比和文献[15]中的方法进行基准波段的选择然后进行配准。配准方法选用 SIFT 方法,内点

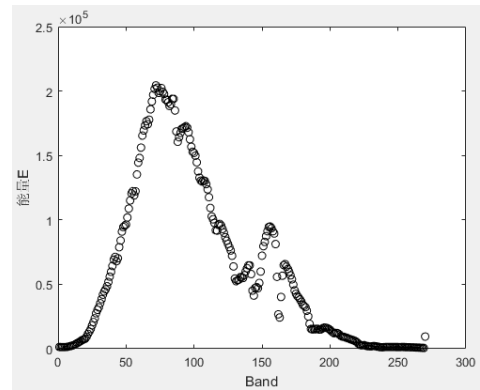


图5 波段优选结果

Fig.5 Band optimization results

| PC | Eigenvalue | Percent |
|----|-------------|---------|
| 1 | ***** | 97.92% |
| 2 | 139995.2778 | 99.19% |
| 3 | 10375.8561 | 99.29% |
| 4 | 4545.0858 | 99.33% |
| 5 | 3134.5124 | 99.36% |
| 6 | 1804.5449 | 99.37% |
| 7 | 1719.7924 | 99.39% |

图6 PCA 变换结果

Fig.6 PCA transformation results

率为采用 RANSAC 法提纯后,剩余特征点对与总特征点对的比值。通过对比匹配点对和内点率等指标,比较这些方法的配准性能。

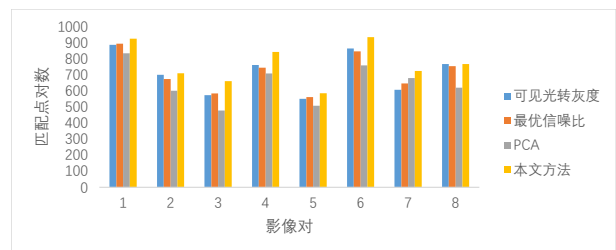


图7 四种波段选择方法匹配点对结果条形图

Fig.7 Registration result bar chart of the four methods

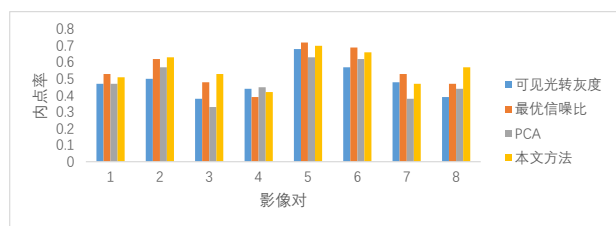


图8 四种波段选择方法内点率结果条形图

Fig.8 Percentage of correct matching points result bar chart of the four methods

从图 7 和图 8 可知,本文方法相对于其他三种基准波段选择方法匹配点对数要高,内点率相对其

他三种方法也比较高,高匹配点对和高的内点率对拼接非常重要,尤其针对采用局部单应性对齐方式的算法。

2.2 基于SPHP的网格优化对齐方法效果分析

首先以两幅PCA后的基准波段影像进行实验,利用该拼接方法和传统 Autostitch 单应性拼接方法进行对比实验。如图9为两幅实验影像与RANSAC提纯特征点结果,每幅影像行数为2601行。

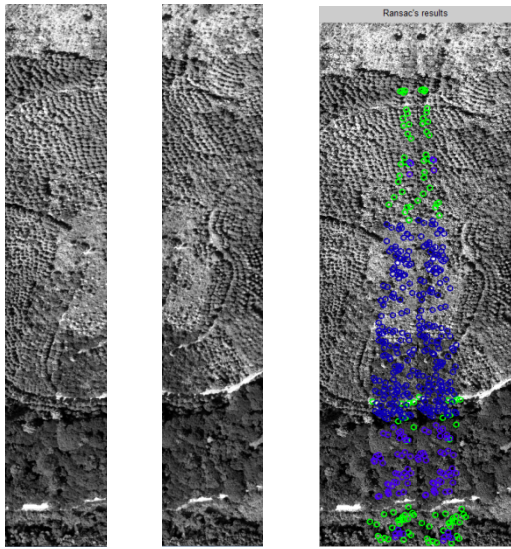


图9 两幅实验影像与特征点对提纯结果

Fig.9 Two experimental images and characteristic point pair purification result

图9中蓝色点即为利用RANSAC法提纯后剩余的特征点对,黄色点为RANSAC提纯后提出的特征点对。根据计算 μ_{01} 和 μ_{02} 分别为282与336,在0到292列加入全局相似性约束,去掉旋转项,282到336为缓冲区域,重叠区域利用局部单应性矩阵网格优化方法。全局单应性旋转矩阵T为:

$$T = \begin{bmatrix} 0.9556 & -0.0637 & -290.5153 \\ -0.0251 & 0.9944 & 27.6141 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (39)$$

如图10所示,为本文融合阶段结果,(a)为计算的左右两幅影像的mask,(b)为重叠区域融合系数图,灰度亮暗表示系数的大小。如图11所示,为该方法与传统单应性拼接方法的对比结果,从图中可以看出传统单应性拼接方法拼接后有明显的形变,该方法由于使用加入全局相似性约束,拼接效果更好。

然后利用该SPHP网格优化方法、APAP方法和



图10 本文融合阶段结果(a)左右两幅影像mask (b)重叠区域融合系数图

Fig.10 Results of the fusion phase(a) Mask of left and right images (b) Overlapping region fusion coefficient diagram

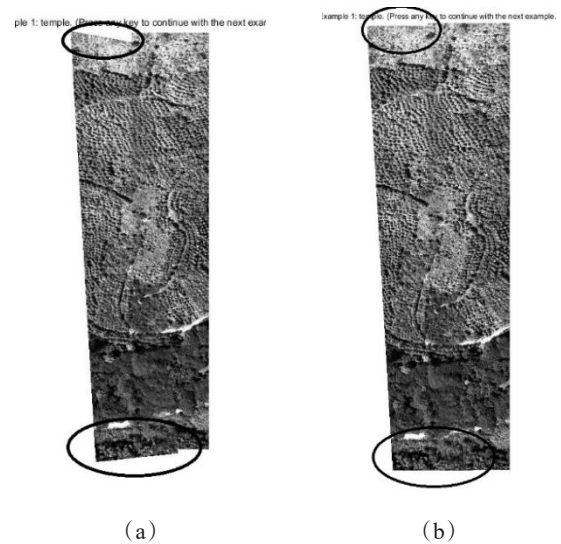


图11 不同方法拼接结果对比(a)传统单应性拼接结果 (b)该方法拼接结果

Fig.11 Comparison of stitch result of different methods (a) Stitch result of traditional homography matrix (b) Result of the method in this paper

基于SIFT+单应性变换的传统 Autostitch 方法进行多图拼接对比分析。如图12所示,可以看到 Autostitch 和 APAP 算法都没有解决研究区内的重影问题,而采用该方法对重影问题得到了很好地解决。

如图13所示,为该方法拼接后的结果。可以看到无明显的重影。经过校正后,如图14所示,获得高光谱数据立方体。

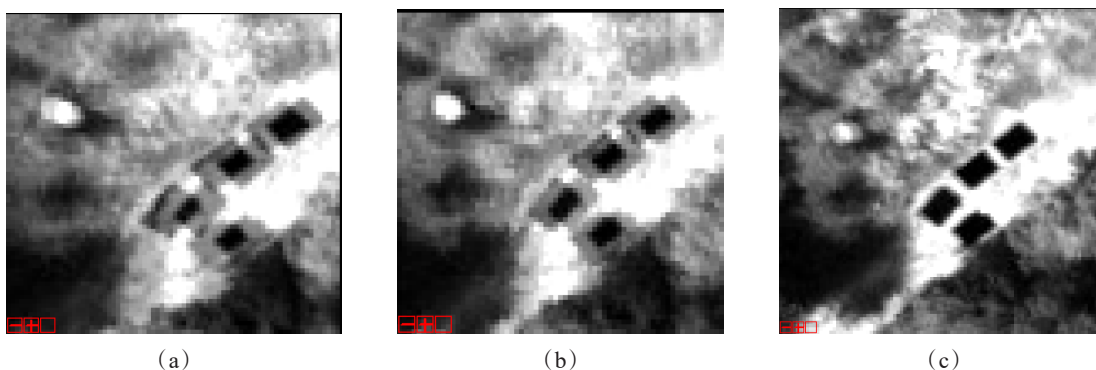


图 12 三种对齐方法对比结果(a)Autostitch算法 (b)APAP算法 (c)本文方法

Fig.12 Result of three alignment methods(a) Autostitch algorithm (b)APAP algorithm (c)this paper method

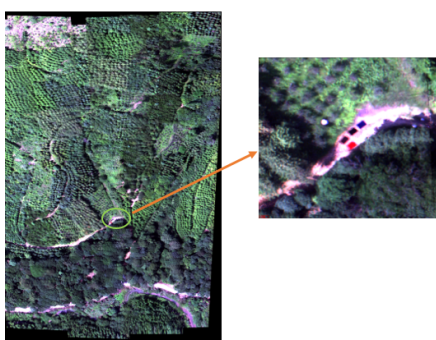


图 13 高光谱拼接后真彩色结果

Fig. 13 True color composite image of hyperspectral image

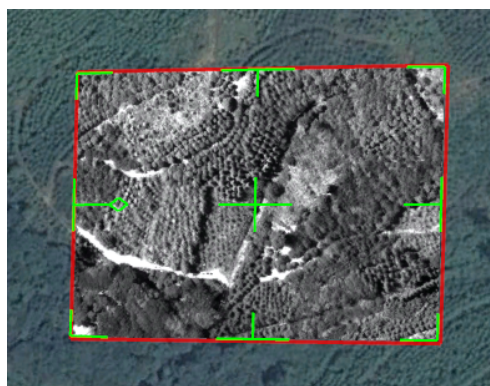


图 15 贴图到 google earth 结果图

Fig. 15 Map to Google earth result

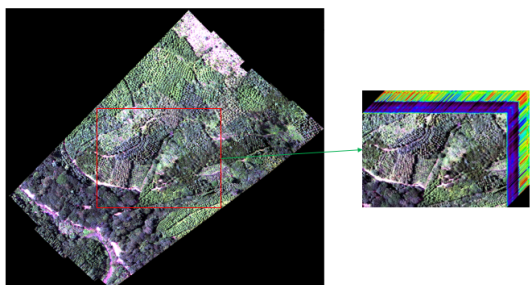


图 14 高光谱数据立方体

Fig. 14 Hyperspectral data cube

如图 15 所示,是基于位置信息贴图到谷歌地图的结果,可以达到像素级精度。对多个研究区进行拼接实验,拼接效果良好,该算法有很强的鲁棒性,如图 16 所示。

2.3 高光谱影像拼接保真度分析

高光谱影像除了需要很好的视觉效果和方便测图,更需要对拼接后光谱信息进行分析利用,对拼接后光谱保真度要求很高。在所有研究区的重叠区分别选择植被水体裸土三种地物分析拼接前后光谱的变化。选用光谱角填图(SAM)、光谱角余

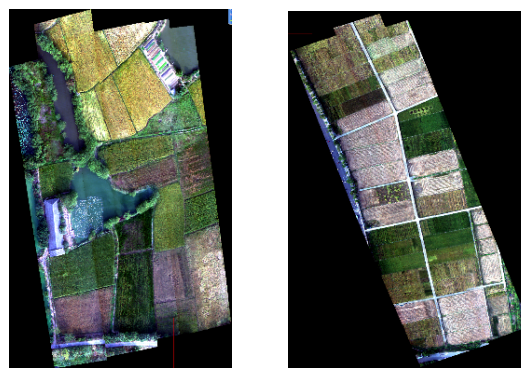


图 16 水稻研究区(田)拼接实验

Fig.16 Rice research area mosaic experiment

弦(SAC)、波谱特征拟合(SFF)和光谱相关系数(SC)四个指标评价拼接前后光谱相似度,四个指标都是数值越大相似度越大。SAM计算公式为:

$$D_{SAM}(x) = \cos^{-1} \frac{m^T x}{(m^T m)^{\frac{1}{2}} (x^T x)^{\frac{1}{2}}}, \quad (40)$$

其中 x 为计算的光谱, m 为基准光谱。SAC 计算公

式为:

$$\cos\theta = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}}, \quad (41)$$

其中 x_i 与 y_i 为光谱向量 i 波段的值。SFF 计算公式为:

$$\text{SFF} = \frac{\text{Cov}(P, \rho)}{\sqrt{D(P)D(\rho)}}, \quad (42)$$

其中 P 为参考光谱, ρ 为需要计算的光谱, $D(P)$ 与 $D(\rho)$ 为光谱方差。SC 计算公式为:

$$\text{SC} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{jk} - \bar{x}_j)^2}}, \quad (43)$$

其中 x_{ik} 为第 i 光谱曲线中第 k 个波段光谱值, x_{jk} 为第 j 光谱曲线中第 k 个波段光谱值, \bar{x}_i 和 \bar{x}_j 分别表示光谱曲线 i 和 j 的均值。具体计算结果如表 2 所示。

表 2 拼接前后光谱相似度评价

Table 2 Evaluation of similarity of spectral curves before and after stitch

| 地物 | 评价指标 | 光谱相似度鉴定结果 | | | | |
|----|-------|-----------|---------|---------|---------|---------|
| | | SAM | SAC | SFF | SC | 均分 |
| 植被 | 第一条光谱 | 0.932 5 | 0.928 9 | 0.953 5 | 0.914 2 | 0.932 3 |
| | 第二条光谱 | 0.932 4 | 0.916 5 | 0.937 4 | 0.935 7 | 0.930 5 |
| 水体 | 第一条光谱 | 0.934 7 | 0.958 7 | 0.885 6 | 0.874 1 | 0.913 3 |
| | 第二条光谱 | 0.953 8 | 0.895 6 | 0.893 8 | 0.935 6 | 0.919 7 |
| 裸土 | 第一条光谱 | 0.983 5 | 0.987 5 | 0.971 4 | 0.957 3 | 0.974 9 |
| | 第二条光谱 | 0.967 9 | 0.975 2 | 0.983 6 | 0.942 8 | 0.967 4 |

从表 2 可以看出,无论是植被水体还是裸土,光谱相似度都达到了 90% 以上,并且裸土相似度更高,其次是植被,裸土部分近似平面,并且裸土区域亮度差别较小,水体部分亮度较小,信噪比较大对光谱相似度会有影响。对比传统 Autostitch 方法进行拼接后的高光谱影像光谱相似度,如图 17 所示。可以看到该方法在重叠区域光谱相似度更高,尤其是植被和裸土部分,传统 Autostitch 方法发生了明显的畸变,导致光谱相似度比较低。该方法对重叠区进行网格优化,并且对整个拼接图像增加相似变换约束,矫正拼接图像的形状,减小投影失真和重影,总体上该方法具有较强的鲁棒性,适合推扫式高光谱航空影像的拼接。

3 结论

针对推扫式高光谱航空影像用单应性矩阵不准确的问题,提出了一种基于 SPHP 的考虑光谱信

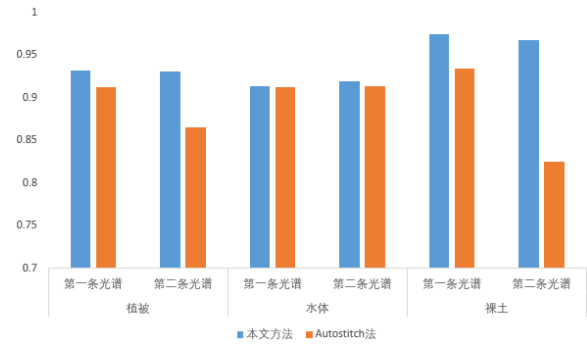


图 17 不同拼接方法光谱相似度评价结果对比

Fig. 17 Comparison of spectral similarity evaluation results of different stitch methods

息的拼接方法。通过基于正解的视矢量几何校正、基于先验知识和 PCA 的基准波段选择、基于 SPHP 的网格优化对齐方法、加权平均融合进行推扫式高光谱航空影像的拼接,得到了地理坐标精确的高光谱数据立方体。该算法具有很强的鲁棒性,消除视差和地理坐标精度比 SIFT+单应性变换算法都有较大提高,拼接后波段间配准精度在一个像元内,重叠区光谱相似度在 90% 以上。

该算法的不足之处是耗时多。六个航带,单航带 3 000 行, i5 处理器, 独显 gtx940, 16G 运行内存, 拼接完成需要 1 个多小时。提升光谱保真度并且提高运行速度仍然是今后需要解决的问题。

References

- [1] Nevalainen O, Honkavaara E, Tuominen S, et al. Individual tree detection and classification with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging [J]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(3): 185.
- [2] Zhong Y, Wang X, Xu Y, et al. Mini-UAV-Borne Hyperspectral Remote Sensing: From Observation and Processing to Applications [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2018, **6**(4): 46-62.
- [3] Fenghua Y, Tongyu X, Wen D, et al. Radiative transfer models (RTMs) for field phenotyping inversion of rice based on UAV hyperspectral remote sensing [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2017, **10**(4): 150-157.
- [4] Gentile V, Mróz M, Spitoni M, et al. Bathymetric Mapping of Shallow Rivers with UAV Hyperspectral Data [J]. 2016.
- [5] YI Li-Na, XU Yiu, ZHANG Gui-Feng, et al. Light and Small UAV Hyperspectral Image Mosaicking [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*. (易俐娜, 许筱, 张桂峰, 等. 轻小型无人机高光谱影像拼接研究. *光谱学与光谱分析*) 2019, **39**(06): 1885-1891.
- [6] Dorado-Munoz L P, Velez-Reyes M, Mukherjee A, et al. A vector SIFT detector for interest point detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE transactions on Geoscience and Remote sensing*, 2012, **50**(11): 4521-4533.

- [7] XU Qiu-Hui. A Method of Geometric Correction and Mosaic of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing Image without Ground Control Points. [D] Nanjing University. (徐秋辉. 无控制点的无人机遥感影像几何校正与拼接方法研究. 南京大学)2013.
- [8] Lei C, Kang L, Wang W. Application of POS Technology in Fast Making DOM from Digital Aerial Images [C]. Cheng Du. IEEE International Conference on Computer and Communications, 2017: 167-189.
- [9] Gao J, Kim S J, Brown M S. Constructing image panoramas using dual-homography warping [C]//CVPR 2011. IEEE, 2011: 49-56.
- [10] Lin W Y, Liu S, Matsushita Y, *et al.* Smoothly varying affine stitching [C]//CVPR 2011. IEEE, 2011: 345-352.
- [11] Zaragoza J, Chin T J, Brown M S, *et al.* As-projective-as-possible image stitching with moving DLT [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2013: 2339-2346.
- [12] Chang C H, Sato Y, Chuang Y Y. Shape-preserving half-projective warps for image stitching [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 3254-3261.
- [13] Lin C C, Pankanti S U, Natesan Ramamurthy K, *et al.* Adaptive as-natural-as-possible image stitching [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 1155-1163.
- [14] Chen Y S, Chuang Y Y. Natural image stitching with the global similarity prior [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 186-201.
- [15] Xia L, Zhang R R, Chen L P, *et al.* Stitching of hyperspectral uav images based on feature bands selection [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, **49**(16): 1-4.
- [16] Goncalves H, Corte-Real L, Goncalves J A. Automatic image registration through image segmentation and SIFT [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(7): 2589-2600.
- [17] WU Yi-Quan, ZHOU Yang, SHENG Dong-Hui, YE Xiao-Lai. Band selection of hyperspectral image based on optimal linear prediction of principal components in subspace [J]. *J. Infrared Millim. Waves*. (吴一全, 周杨, 盛东慧, 等. 基于子空间中主成分最优线性预测的高光谱波段选择. *红外与毫米波学报*)2018, **37**(01): 119-128.
- [18] Yuan C, Zhou M, Sun L, *et al.* A Multi-Dimensional Hyperspectral Image Mosaic Method and its Acquisition System [C]//2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2018: 1-6.
- [19] YE Yuan-Xin, HAO Si-Yuan, CAO Yun-Gang. Automatic registration of optical and SAR image using geometric structural properties [J]. *J. Infrared Millim. Waves*. (叶沅鑫, 郝思媛, 曹云刚. 基于几何结构属性的光学和 SAR 影像自动配准. *红外与毫米波学报*)2017, **36**(06): 720-726.
- [20] ZHANG Guo, LI Fan. Registration of LASIS spectral bands. [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张过, 李凡. LASIS 影像波段配准, *红外与毫米波学报*) 2016, **35** (04): 505-512.
- [21] Fang J, Wang X, Zhu T, *et al.* A Novel Mosaic Method for UAV-Based Hyperspectral Images [C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2019: 9220-9223.