

# 光伏阵列故障检测中的无人机红外图像拼接

毛 峡, 李亚豪

(北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191)

**摘 要:** 红外遥感图像可用来检测光伏组件的异常发热,为获得大视野的地面信息需要图像拼接技术,该文提出一种基于快速鲁棒特征检测(speeded-up robust features, SURF)算子的红外光伏图像自动拼接算法。基于K-d树(K-dimension tree)算法的匹配结果,结合匹配对的坐标信息提出一种优化算法,减少了随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法的迭代次数,并采用最佳缝合线算法进行图像融合;然后优化平移变换模型、修正旋转序列的角度,基于待拼接图像和模板之间的重叠区域自动修正拼接参数。实现从图像序列到全景图的全自动拼接流程。试验表明,该方法使RANSAC算法的迭代次数平均减少93.26%,处理时间平均减少86.21%。在没有无人机位置和飞行方向的少参数条件下,基本消除了光伏组件的几何相似性导致的误匹配和累计误差。

**关键词:** 光伏组件; 红外图像; 图像拼接; 参数优化; 无人机遥感

**中图分类号:** TP751.1

**文献标志码:** A

## 0 引 言

光伏组件异常发热的检测是光伏电站中经常遇到的问题。小型无人机搭载红外热像仪对光伏组件阵列进行低空扫描,操作简单、效率高<sup>[1]</sup>,是一种新的检测方法。为获得大视野高分辨率的地面全景图,需要将同一场景中有相互重叠区域的一系列图片拼接为一幅图片的红外图像拼接技术<sup>[2-3]</sup>。

国内外对于红外图像和基于无人机的图像拼接<sup>[4-5]</sup>研究已经有很多成果<sup>[6-7]</sup>。但由于光伏组件的规则形状及拼接参数的缺乏,仍然面临问题为:1)红外图像模糊,不稳定,而且噪声严重。同一地点在不同时间的成像质量差别较大,基于变换域的图像拼接方法不适用。2)光伏组件阵列是规则排列的矩形,这种几何相似性使得检测出的特征描述子都是高度相似的,如Harris算子<sup>[8]</sup>或SIFT算子<sup>[9]</sup>等,增加了配准困难程度。3)精密的图像拼接系统要求在无人机上搭载GPS和陀螺仪等定位无人机位置、方位角信息的设备及各种信息传输、转换系统,但成本比较大。本文数据来自独立的红外热像仪,无传输位置和方向角的系统。基于图像间变换参数的图像拼接会因累计误差导致结果图像发生严重的畸变。

基于上述问题,本文在利用现有技术的基础上进行

以下创新和改进:1)提出一种基于快速鲁棒特征检测(SURF)粗匹配对坐标信息的优化算法,增强了RANSAC算法的实时性。2)利用无人机等高飞行的特点优化变换模型,并利用巡航路线平行性自动修正旋转序列角度。3)提出一种基于灰度的小区域图像间的配准方法,并自动修正拼接参数。

## 1 图像序列的获取和预处理

### 1.1 数据采集

试验图像的采集方式为六旋翼无人机携带红外热像仪在30 m的高空进行定高自动巡航拍摄,巡航轨迹如图1所示,分为直线和转弯2种巡航模式。因为风力等因素的影响,采集过程中摄像头视角的平均摆动角度为0.02°,图像原始尺寸为640像素×480像素,去除水印信息后为585像素×440像素。

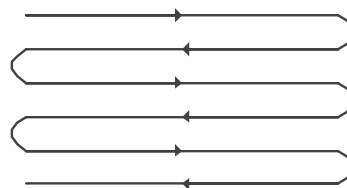


图1 无人机巡航轨迹

Fig. 1 Trajectory of UAV aerial photography

收稿日期: 2017-08-11

基金项目: 国家自然科学基金(61603013)

通信作者: 毛 峡(1952—), 女, 博士、教授、博士生导师, 主要从事模式识别、图像处理和情感计算方面的研究。moukyou@buaa.edu.cn

## 1.2 外图像模糊度检测

无人机飞行中受风力等因素发生抖动或红外热像仪聚焦不精确都能造成图像严重模糊。为剔除严重模糊的图像,本文采用拉普拉斯方差算法估计图像的模糊度<sup>[10]</sup>。

该算法首先用拉普拉斯模板  $L$  对图像做卷积运算:

$$L = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

对于一副  $N \times M$  大小的图像  $I$ , 模糊度量值:

$$LAP(I) = \sum_m \sum_n [L(m,n) - \bar{L}]^2 \quad (2)$$

式中,  $L(m,n)$  ——  $I$  和  $L$  卷积的结果,  $m,n$  为图像二维坐标。

图像平均灰度值  $\bar{L}$ :

$$\bar{L} = \frac{1}{NM} \sum_m \sum_n L(m,n) \quad (3)$$

$LAP(I)$  表征图像边缘信息的方差, 其值越小表明图像模糊程度越大, 选取阈值  $L_t = 15$  剔除严重模糊的图像。

## 2 特征提取与匹配

### 2.1 SURF 算子提取特征

SURF 是在 SIFT (scale invariant feature transform) 的基础上进行改进的一种算子, 该算子在保持 SIFT 算子优良性能特点的基础上, 在对兴趣点的提取及其对特征向量的描述方面进行了改进, 同时解决了 SIFT 计算复杂度高、耗时长的问题。相对于 Harris 算子, SURF 在旋转不变、光照不变、尺度不变等方面具有巨大的优越性<sup>[11]</sup>。

### 2.2 特征匹配

#### 2.2.1 基于 K-d 树算法的粗匹配

K-d 树 (K-dimension tree) 算法能够依据特征点的数据集自身信息, 对其进行无重叠的层次划分, 并建立数据索引, 然后进行快速匹配<sup>[12]</sup>。匹配准则为特征描述子之间的欧氏距离:

$$Dis_{ij} = \left[ \sum_{k=0}^n (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

式中,  $x_{ik}$  ——待配准图像中第  $i$  个特征点描述子的第  $k$  个元素;  $x_{jk}$  ——参考图像中第  $j$  个特征点描述子的第  $k$  个元素;  $n$  ——特征向量的维数,  $n = 64$ 。

#### 2.2.2 采用 RANSAC 算法进行精确匹配

RANSAC 算法采用迭代的方法, 寻找特征点对的最优参数模型<sup>[13]</sup>。将一副二维图像上的坐标  $(x,y)$  表示为齐次坐标  $(x,y,1)$ , 则不同视角图像上的坐标点对的投影变换可以用一个矩阵  $H$  表示:

$$s_i \begin{bmatrix} x_{2i} \\ y_{2i} \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x_{1i} \\ y_{1i} \\ 1 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} h_{00} & h_{01} & h_{02} \\ h_{10} & h_{11} & h_{12} \\ h_{20} & h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中,  $s_i$  ——常数;  $h_{00} \sim h_{22}$  ——任意实数。

RANSAC 算法首先随机选取少数匹配点估计出假设矩阵  $H$ , 然后用  $H$  去验证其他的匹配。

误差函数值为:

$$\left( x_{2i} - \frac{h_{00}x_{1i} + h_{01}y_{1i} + h_{02}}{h_{20}x_{1i} + h_{21}y_{1i} + h_{22}} \right)^2 + \left( y_{2i} - \frac{h_{10}x_{1i} + h_{11}y_{1i} + h_{12}}{h_{20}x_{1i} + h_{21}y_{1i} + h_{22}} \right)^2 \quad (6)$$

若误差函数值小于给定阈值判定为内点, 否则为外点。最后得到置信度为  $p$  的内点集合及相应的最优模型  $H$ 。

所需迭代次数  $k_i$  为:

$$k_i = \frac{\log_2(1-p)}{\log_2(1-w^m)} \quad (7)$$

式中,  $p$  ——置信度 (一般取 0.995);  $w$  ——内点比例;  $m$  ——计算模型所需最少样本数。

### 2.3 存在问题

RANSAC 算法复杂耗时较长, 输入的数据量对其影响较小, 主要的影响因素是算法的迭代次数。其消耗的时长和迭代次数成线性关系, 如图 2 所示 (数据参表 1)。

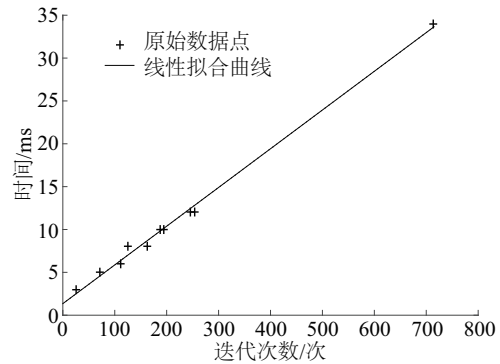


图2 RANSAC算法时间消耗的线性关系

Fig. 2 Liner relation for time consumption of RANSAC

在利用 K-d 树粗匹配的基础上, 若直接利用 RANSAC 算法计算图像变换矩阵, 从式 (7) 中知, 由于内点比例小导致迭代次数多, 耗时长。这是由于光伏组件的规则几何排列结构会导致大量的误匹配, 一是特征

点相似度极高;同时,同一区域可能在不同的尺度上都有强烈的特征响应,如图 3 所示。

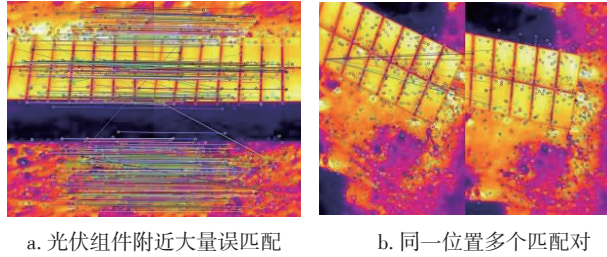


图 3 K-d 匹配结果中的误匹配

Fig. 3 Mismatching of result of K-d algorithm

## 2.4 匹配对优化

为降低算法处理时间,本文提出一种优化算法来增加 RANSAC 算法的输入内点比例。

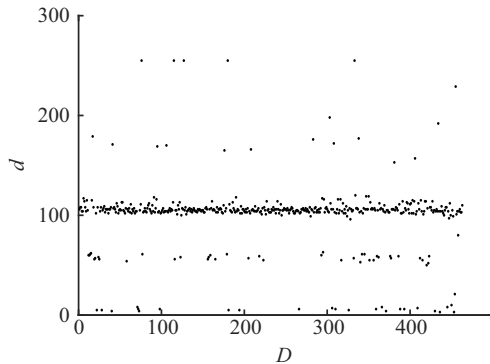
由极线约束原理知,水平移动的摄像头中成像之间只有水平位移。对于只有平移变换的特征匹配,特征点坐标间的距离可以用来表征和变换模型  $H$  之间的契合程度。基于特征匹配对坐标间距离来进行优化的步骤为:

### 1) 计算几何距离集

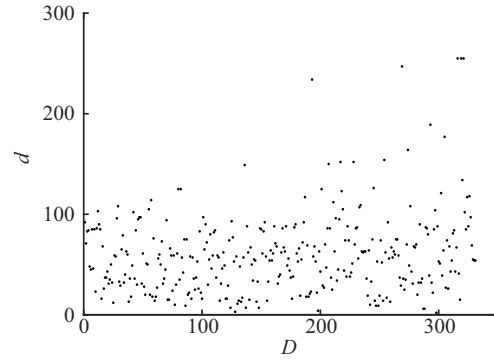
设粗匹配对集为  $F$ , 计算第  $i$  对特征点坐标的欧式距离  $d_i = \sqrt{(x_{i1} - x_{i2})^2 + (y_{i1} - y_{i2})^2}$ , 得到特征点间距离集  $D$ 。对只有平移变换和包含旋转变换的粗配准结果距离集  $D$  分布如图 4a 和图 4b 所示。

### 2) 估计图像变换模式

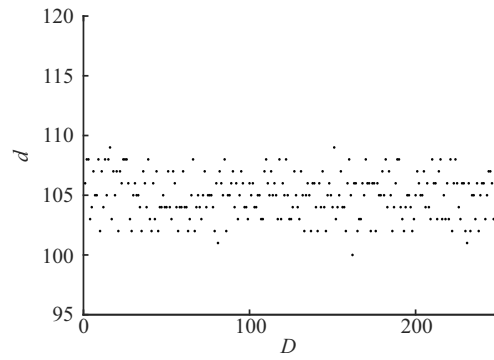
对集合  $D$  排序, 剔除值较小的 25% 和较大的 25% 的数据, 剩余特征点距离集的平均值为  $d_{\text{mean}}$ , 然后筛选数值在以  $d_{\text{mean}}$  为中心的区间  $[d_{\text{mean}} - c, d_{\text{mean}} + c]$  的集合  $D_1$ , 相应的特征匹配对集为  $F_1$ 。设优质特征点比例  $\eta = n_1/n$ ,  $n$  和  $n_1$  分别为  $D$  和  $D_1$  的匹配对数量, 设定阈值  $\eta_i$ , 若  $\eta < \eta_i$ , 则判定数据集  $D_1$  集中度较好, 待匹配的



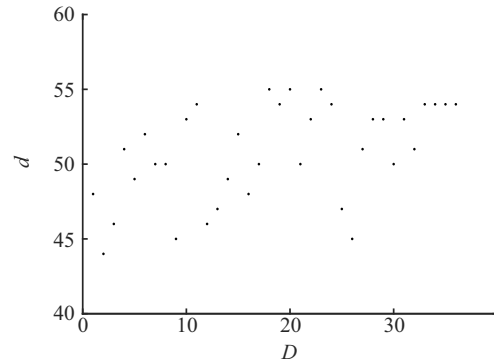
a. 平移变换



b. 旋转变换



c. 平移变换筛选后



d. 旋转变换筛选后

图 4 平移变换和旋转变换的特征点对距离分布

Fig. 4 Distance distribution of feature points in translation transformation and rotation transformation

2 幅图像间只有平移变换。否则有旋转变换和平移变换。本文取区间段  $c=5$ , 优质特征点比例  $\eta_i=0.2$ 。图 4c 和图 4d 为本文算法对平移变换和包含旋转变换的特征点对筛选后的结果。

### 3) 剔除误匹配对

对于只有平移变换的 2 幅图像, 距离集  $D$  的方差反映了内点的占比情况, 即输入数据的质量, 选取  $F_1$  作为匹配集, 以剔除误匹配对。

然后对匹配集进行坐标查重, 若存在匹配点  $p_{i1}=p_{j1}$

或者  $p_{i2}=p_{j2}$ ,  $i \neq j$ , 则舍弃  $F_1(i)$  和  $F_1(j)$  中  $|d_{i,j}-d_{\text{mean}}|$  较大的一对匹配点, 更新  $F_1$  作为优化后的匹配对集。

匹配对优化算法使得内点比例大幅提高, 极大减少了迭代次数, 减少了算法消耗的时间。

表 1 改进算法(本文)的试验结果

Table 1 Test results of improved algorithm

试验 序号	距离集 $D$ 方差		匹配对数		迭代次数			处理时间/ms		
	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	减少/%	优化前	优化后	减少/%
1	1118	3.4	463	263	26	3	88.46	3	1	66.67
2	1795	2.5	248	97	125	10	92.00	8	1	87.50
3	2131	4.1	223	90	188	17	90.96	10	2	80.00
4	1186	2.7	338	158	111	6	94.59	6	0	100.00
5	1222	2.9	350	158	163	9	94.48	8	1	87.50
6	1440	2.9	210	94	195	10	94.87	10	2	80.00
7	1643	2.8	153	68	254	17	93.31	12	1	91.67
8	3004	3.9	150	42	713	11	98.46	34	1	97.06
9	1571	2.7	280	135	71	4	94.37	5	1	80.00
10	1609	2.6	233	88	246	22	91.06	12	1	91.67
平均值	—	—	—	—	209	11	93.26	10.8	1.1	86.21

通过分析可得出如下结论: 对于只有平移变换的图像之间的图像配准, 本文算法与直接用 RANSAC 算法相比, 输入数据质量提高,  $D$  方差平均减至 5 以下, 迭代次数平均从 209 次减至 11 次, 减少 93.26%, 处理时间平均从 10.8 ms 减至 1.1 ms, 时间缩短 86.21%, 在整体上加快了算法执行速度, 并提高了配准可信度和拼接的实时性。

### 3 基于最佳缝合线的图像融合

传统图像融合方法易导致图像模糊和鬼影<sup>[14]</sup>。为解决这个问题, 本文采用动态规划算法在重叠区域中搜寻一条误差最小的最佳缝合线<sup>[15-17]</sup>。使得融合图像每个像素点的值均来自于一幅图像, 然后得到 2 幅图像的融合模板。

假设待拼接图像和模板图像的重叠区域为  $I_{o1}$  和  $I_{o2}$ , 以二者的像素值平方差作为搜索边  $e$  的权值。

$$e(u, v) = [I_{o1}(u, v) - I_{o2}(u, v)]^2 \quad (8)$$

然后应用动态规划寻找最小代价路径。通过自上而下遍历重叠区域计算累计最小平方差  $E$  :

$$E(u, j) = e(u, v) + \min[E(u-1, v-1), E(u-1, v), E(u-1, v+1)] \quad (9)$$

### 2.5 图像配准试验与分析

为验证本文算法的有效性, 选择拍摄的连续 11 帧图片作为研究对象, 本文算法和直接使用 RANSAC 算法相比较, 结果如表 1 所示。

式中,  $u$  ——行坐标;  $v$  ——列坐标。

最佳路径可从底部向顶部回溯来寻求最小代价的路径得到。然后把重叠区域分成 2 部分, 以最佳缝隙为边界, 得到图像  $I_1$  和  $I_2$  相应的二值拼接模板  $M_1$  和  $M_2$ 。

## 4 模型及参数修正

### 4.1 仿射变换模型近似

对包含平移、旋转、缩放、翻转和错切变换的仿射变换,  $H$  有 8 个自由度, 对本文等高拍摄条件只需保留图像间的平移变换和旋转变换部分, 能有效避免连续参数变换中累计误差引起的严重畸变:

$$H = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & t_x \\ -\sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中,  $t_x, t_y$  ——平移和旋转参数;  $\theta$  ——旋转角度。

其可分解为平移分量和旋转分量:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = H_t \times H_r \quad (11)$$

式中,  $H_t$  ——平移分量;  $H_r$  ——旋转分量。



令  $H_r = H_r(\theta)$ 。

## 4.2 平移与旋转模型修正

计算相邻图像间的等高变换模型  $H$  后,得到相邻帧图片间变换模型的旋转角度序列  $\theta$ 。若  $\theta_p > \theta_{l1}$ ,  $p$  为序列序号,  $\theta_{l1}$  为角度低阈值,则判定  $p$  为旋转区间的起点,若  $\theta_q < \theta_{l2}$ ,  $\theta_{q+1} < \theta_{l2}$ ,  $\dots$ ,  $\theta_{q+w} < \theta_{l2}$ ,  $\theta_{l2}$  为角度高阈值,则旋转区间为  $[p, q)$ 。参数的选取与输入视频的帧率、无人机巡航的速度有关。本文中取  $\theta_{l1} = 1^\circ$ ,  $\theta_{l2} = 5^\circ$ ,  $w = 3$ 。

对于平移变换部分,  $H$  只保留平移分量  $H_t$ , 即  $H = H_t$ 。对于旋转部分,因无人机每次转向方向角变化  $180^\circ$ 。对序号  $i \in [p, q)$ , 旋转角度分量  $\theta_i$  比例修正为  $\theta'_i$ :

$$\theta'_i = \theta_i + \frac{\theta_i}{\theta_{\text{sum}}} (180^\circ - \theta_{\text{sum}}) \quad (12)$$

式中,  $\theta_{\text{sum}}$  ——旋转角度总和,  $(^\circ)$ ,  $\theta_{\text{sum}} = \sum_{i=p}^{q-1} \theta_i$ 。

修正后变换参数为  $H = H_t(\theta'_i) \times H_{ti}$ , 保证无人机转向前后的平移区域的图像间只有简单的平移关系,符合无人机巡航的路线设定,避免了累计误差的影响。

## 4.3 基于重叠小区域的参数修正

无人机转向前后图像之间可能有重叠。表示为  $I_{o\_pano}$  和  $I_{o\_i}$ 。由于重叠区域小和特征点少,采用基于特征的算法效果欠佳,因此本文对  $I_{o\_pano}$  和  $I_{o\_i}$  经高斯滤波后进行基于灰度的图像配准。

在搜索区间内计算误差比例函数:

$$r_i(m, n) = \sum_{(u, v) \in S_i(m, n)} \frac{|I_{o\_pano}(u, v) - I_{o\_i}(u + m, v + n)|}{s_i(m, n)} \quad (13)$$

式中,  $a$  ——搜索区间, 本文  $a = 20$ ,  $m, n \in [-a, a]$ ;  $S_i$  ——图像  $I_{o\_i}$  平移  $(m, n)$  后与  $I_{o\_pano}$  的重叠区域;  $s_i$  ——  $S_i$  的面积, 即像素点数。

若最小值  $r_{i\_min} = r_i(m_i, n_i)$ , 则  $I_{o\_pano}$  与  $I_{o\_i}$  之间的平移量为  $(m_i, n_i)$ , 精度可达 1 个像素。基于此平移量对拼接参数  $H_i$  进行修正, 使得在多直线巡航线之间的图像拼接系统中, 误差更小, 拼接更精确。

## 5 基于 2 幅图像拼接参数的图像序列拼接

对于输入图像序列  $I$ , 拼接为完整地全景图的流程为:

1) 对图像进行预处理, 去除水印信息;

2) 进行模糊度估计, 剔除严重模糊的图像;

3) 检测图像序列  $I$  的 SURF 特征  $F$ , 然后对相邻两幅图像的特征  $F_i$  和  $F_j$  进行特征匹配, 包括  $K$ -d 树粗匹配, 特征点匹配对筛选, 最后利用 RANSAC 算法估计相邻两幅图像间的变换矩阵  $H_i$ ;

4) 利用变化矩阵序列  $H$  计算方向改变角  $\theta$ , 然后检测平移区间和旋转区间, 并对平移变换模型进行无旋转修正, 对旋转变换模型进行角度修正;

5) 初始化拼接参数  $i = 0$ ;

6) 利用  $H_i$  计算  $I_i$  和  $I_{i+1}$  基于最佳缝合线的融合模型  $M_{i,1}$  和  $M_{i,2}$ , 将  $M = M_{i,1} \cap M_{i-1,1}$  作为图像  $I_i$  到全景图的拼接模板。变换参数  $H = H_{i-1} \times \dots \times H_1 \times H_0$ 。若  $s_i > 10000$ , 则需要对  $H_i$  进行修正;

7)  $i = i + 1$ , 重复第 6 步, 直到图片序列全部拼接到全景图中, 得到最终的全景图  $I_{\text{pano}}$ 。

## 6 试验结果及分析

### 6.1 基于 2 幅图像的图像拼接

图 5 为 2 幅图像之间的拼接结果, 图 5a 和图 5b 为基于  $K$ -d 树算法的粗配准结果。在太阳能电池板位置存在大量的误匹配; 图 5c 和图 5d 为本文算法对匹配点筛选后的结果, 太阳能电池板区域的匹配点几乎全被筛选掉。

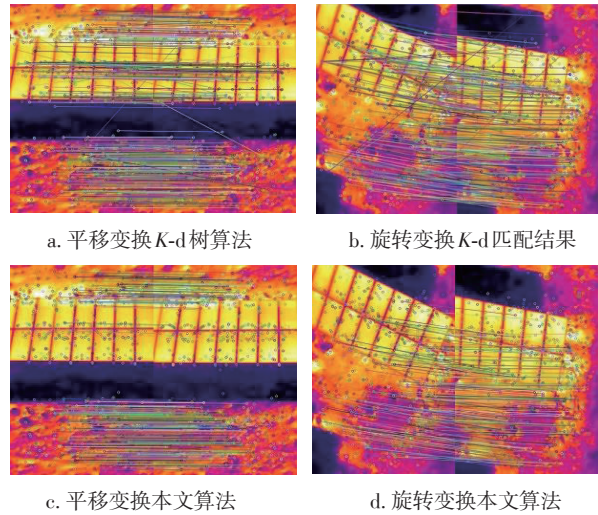
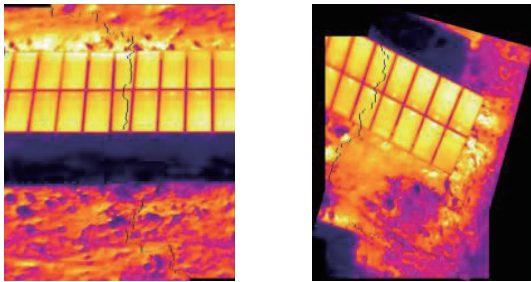


图 5 2 幅图像间的特征匹配

Fig. 5 Feature matching of two images

图 6a 和图 6b 为基于最佳缝合线的图像融合算法, 图 6 中的缝隙为动态规划算法找到的最佳缝合线。



a. 平移变换图像融合

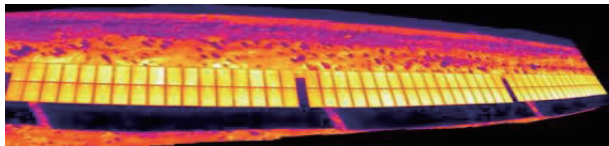
b. 旋转变换图像融合

图6 2幅图像间的拼接

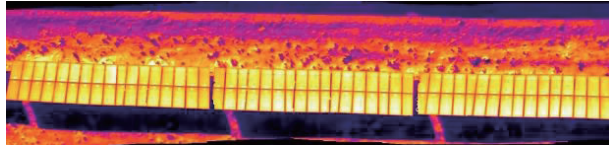
Fig. 6 Stitching of two images

## 6.2 等高模型修正

图 7a 为仿射变换模型修正前的拼接结果,误差的积累导致图像严重畸变,图 7b 为等高模型修正后的结果,修正了图像畸变。



a. 角度修正前



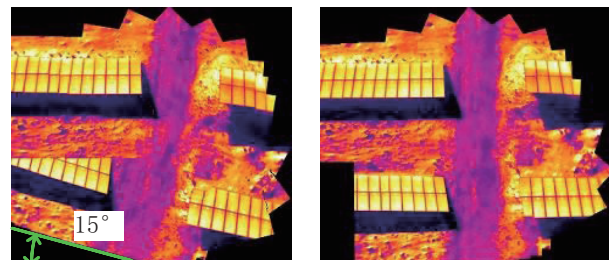
b. 角度修正后

图7 模型修正

Fig. 7 Model correction

## 6.3 旋转方向角修正

图 8a 为旋转部分在角度修正前的拼接结果,转向后与原方向角约有  $15^\circ$  偏差,图 8b 为角度修正后的结果。保证了相邻 2 行光伏图像的平行性,避免角度误差的积累。



a. 角度修正前

b. 角度修正后

图8 旋转部分的角度修

Fig. 8 Angel correction in rotate part

## 6.4 图像序列拼接

为保证拼接的实效性,对图像序列进行等间隔采样使得相邻图片重叠比例在约 75%,选取连续 47 幅图片进行全景图像拼接试验,结果如图 9 所示。

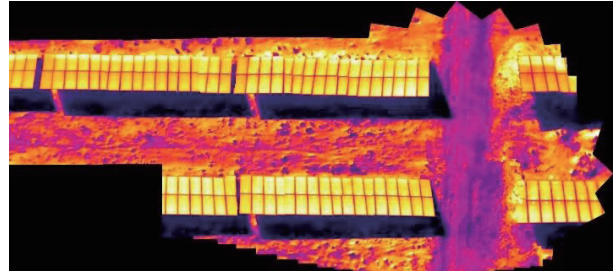


图9 红外图像自动拼接结果

Fig. 9 Result of infrared images stitching

由图得知,光伏组件位置有稍微的畸变,地面部分拼接效果较好,主要原因是光伏组件离地面有 3 m 左右的高度差。可看出本文算法避免了累计误差、旋转误差的影响,基于重叠区域的图像修正算法效果较好。

## 7 结 论

1)光伏组件的几何相似性导致大量误匹配,直接利用 RANSAC 算法耗时长。本文提出了一种基于特征点对几何距离和坐标重复度的优化算法对特征点进行筛选,使得特征点距离集  $D$  方差平均减小到 5 以下,与直接利用 RANSAC 算法相比,迭代次数平均减少 93.26%,处理时间平均减少 86.21%,加快了算法执行速度,提高了配准可信度和拼接的实时性。

2)在无位置 and 方向角的少参条件下,基于图像间变换参数的图像拼接会因累计误差导致结果图像发生严重的畸变。本文对仿射变换模型进行修正;提出了一种利用无人机巡航路线平行的条件对旋转区域进行角度修正的算法;提出了一种基于灰度的待拼接图像和模板之间的重叠小区域的配准算法,基本消除了累计误差的影响。

3)本文算法也有一定的局限性,必须保证拍摄条件为等高度,而且对于平移变换占少数的图像序列,处理时间减少有限。在后续的研究中,将改进算法的鲁棒性,对于非等高拍摄的图片寻找其他的拼接准则,改善算法的效率,使轻型低空遥感技术得到更好应用。

## [参考文献]

[1] Office of the Secretary of Defense. Unmanned Aircraft

- Systems Roadmap 2005- 2030 [R]. Washington DC, USA, 2005.
- [2] ALI S, REILLY V, SHAH M, et al. Motion and appearance contexts for tracking and reacquiring targets in aerial videos [C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, MN, USA, IEEE Computer Society, 2007.
- [3] 王云丽, 高超, 张茂军. 航拍视频拼图中基于梯度域的多帧图像融合方法[J]. 航空学报, 2009, 30(9): 1705-1710.
- WANG Y L, GAO C, ZHANG M J. A gradient-domain method to blend multiple images for aerial video mosaic [J]. Acta aeronautica et astronautica sinica, 2009, 30(9): 1705-1710.
- [4] LI Z, YE M J, CAI Z C, et al. Automatic stitching method for Chang' E-2 CCD images of the moon [J]. Journal of earth science, 2017, 28(1): 168-179.
- [5] XIONG P, LIU X P, GAO C, et al. A real-time stitching algorithm for UAV aerial images [C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering, Paris: Atlantis Press, 2013.
- [6] 李长春, 齐修东, 雷添杰, 等. 基于改进 SURF 算法的无人机遥感影像快速拼接[J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(5): 22-25.
- LI C C, QI X D, LEI T J, et al. Research on unmanned aerial vehicle image mosaic quickly based on improved SURF algorithm [J]. Geography and geo-information science, 2013, 29(5): 22-25.
- [7] 赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 921-923.
- ZHAO L L, GENG G H, LI K, et al. Images matching algorithm based on SURF and fast approximate nearest neighbor search [J]. Application research of computers, 2013, 30(3): 921-923.
- [8] HARRIS C G. Geometry from visual motion: special issue on active vision [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992: 263-284.
- [9] LOWE D G. Distinctive image feature from scale-invariant key points [J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] PECH-PACHECO J L, CRISTOBAL G, CHAMORRO-MARTÍNEZ J, et al. Diatom autofocusing in brightfield microscopy: A comparative study [C]//Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000, Pattern Recognition, Barcelona, Spain, 2000.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer vision and image understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [12] SILPA-ANAN C, HARTLEY R. Optimised KD-trees for fast image descriptor matching [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [13] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communication of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [14] 朱述龙, 钱曾波. 遥感影像镶嵌时拼接缝的消除方法[J]. 遥感学报, 2002, 6(3): 183-187.
- ZHU S L, QIAN Z B. The seam-line removal under mosaic king of remotely sensed images [J]. Journal of remote sensing, 2002, 6(3): 183-187.
- [16] SHAN S G, CHANG Y Z, GAO W, et al. Curse of misalignment in face recognition: problem and a novel mis-alignment learning solution [C]//Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings, Seoul, Korea, 2004.
- [17] AGARWALA A, DONTCHEVA M, AGRAWALA M, et al. Interactive digital photomontage [J]. ACM transactions on graphics, 2004, 23(3): 294-302.

## INFRARED IMAGE STITCHING OF UAV IN FAULT DETECTION OF PHOTOVOLTAIC ARRAY

Mao Xia, Li Yahao

(*School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China*)

**Abstract:** The abnormal heat of photovoltaic panels can reduce the efficiency of power generation. This paper takes the infrared image sequences of photovoltaic panels as the research object. An automatic image stitching algorithm based on SURF feature is proposed to get the large field view image of the ground. The original matching feature point set is detected based on the traditional  $K-d$  tree algorithm. And then, by analyzing the position information of the matching points, the errors ones that don't conform to the transform model are eliminated from the original set in order to reduce the iteration times of RANSAC. In overlapped region, a fusion method along the best seam-line is applied to fusion the two images. Finally, the translational transformation model is improved, the angel correction formulas are given in image sequence with rotation and the stitching parameters are automatically corrected based on the overlapped region between the template image and the input image. The experimental results indicate that the matching algorithm can remove the severely blurred images effectively, the iteration times and processing time of RANSAC are averagely decreased by 93.26% and 86.21% , respectively. The mismatch and accumulative error caused by the geometrical similarity of photovoltaic panels can be eliminated basically under few parameters of the position and direction angel information.

**Keywords:** photovoltaic panels; infrared image; image stitching; parameters optimization; UAV remote sensing