

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.11.005

# 基于自适应变异的变步长天牛须算法及其在图像配准中的应用

张金锋<sup>1</sup>, 谢枫<sup>2</sup>, 王鹏<sup>1</sup>, 吴睿<sup>2</sup>, 俞波<sup>3</sup>, 都海波<sup>3</sup>

(1. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230061; 2. 中国能源建设集团安徽省电力设计院有限公司, 安徽 合肥 230601; 3. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009)

**摘要:**针对现有遥感技术缺乏光谱信息而导致图像失真度高、成像模糊等问题,文章提出基于倾斜摄影技术提高遥感图像分辨率的方法。传统的天牛须算法(beetle antennae search algorithm, BAS)在处理图像匹配时,虽然具有参数少、收敛速度快、易于实现等优点,但是精度有限。因此以步长指数衰减的方式进行变步长搜索,同时借鉴粒子群算法寻优策略,引入天牛左右须历史最佳位置作为下一步解的搜索参考位置,以此提高解的搜索速度。与传统的天牛须智能优化算法相比,该文提出的基于自适应变异的变步长天牛须算法求解精度更高,通过实验验证了该算法的有效性。

**关键词:**遥感图像;倾斜摄影图像;改进的天牛须算法(BAS);图像配准与融合

**中图分类号:**TP391.41

**文献标志码:**A

**文章编号:**1003-5060(2024)11-1465-07

## An adaptive algorithm for BAS optimization with variable step size and its application in image registration

ZHANG Jinfeng<sup>1</sup>, XIE Feng<sup>2</sup>, WANG Peng<sup>1</sup>, WU Rui<sup>2</sup>, YU bo<sup>3</sup>, DU Haibo<sup>3</sup>

(1. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230061, China; 2. China Energy Engineering Group Anhui Electric Power Design Institute Co., Ltd., Hefei 230601, China; 3. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** In response to the problems of high image distortion and blurred images due to the lack of spectral information in the existing remote sensing technology, this paper proposes a strategy to improve the resolution of remote sensing image based on oblique photography technology. The traditional beetle antennae search algorithm (BAS) has the advantages of fewer parameters, fast convergence speed, and easy implementation when dealing with image matching, but the accuracy is limited. In this paper, in the basic resolution of the step size, the variable step size search is carried out by making the step size decay exponentially. At the same time, referring to the particle swarm optimization strategy, the best position of the left and right whisker of BAS is introduced as the reference position of the next solution search to improve the solution search speed. Compared with the traditional BAS, the improved BAS proposed in this paper has higher solving accuracy. Finally, the effectiveness of the method is verified by experiments.

**Key words:** remote sensing image; oblique photography; improved beetle antennae search algorithm (BAS); image registration and fusion

收稿日期:2022-11-22;修回日期:2022-12-29

基金项目:安徽省能源互联网联合基金重点资助项目(2008085UD03)

作者简介:张金锋(1980—),男,安徽合肥人,国网安徽省电力有限公司高级工程师;

都海波(1982—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师,通信作者, E-mail: haibo.du@hfut.edu.cn.

图像配准是图像处理研究领域中的一个典型问题和技术难点,其目的在于比较或融合针对同一对象在不同条件下获取的图像,例如图像会来自不同的采集设备,取自不同的时间、不同的拍摄视角等等,有时也需要用到针对不同对象的图像配准问题<sup>[1-3]</sup>。具体地说,对于一组图像数据集中的两幅图像,通过寻找一种空间变换把一幅图像映射到另一幅图像,使得两图中对应于空间同一位置的点一一对应起来,从而达到信息融合的目的。

作为图像信息融合拼接中的关键步骤,准确高效的图像配准算法与图像拼接的效果有着密切联系。常见的图像配准算法主要分为基于灰度的配准方法、基于特征的配准方法和基于域变换的配准方法<sup>[4]</sup>。灰度图像配准是利用灰度信息来测量图像的相同部分,计算简单、易行,但是对光照强度敏感。基于变换域的配准方法计算简单精确,但要求配准图像之间有较大的重叠比例,同时计算量和适用范围与图像大小有很大的关系。基于特征的配准方法虽然需要先提取特征点,再建立特征点集之间的对应关系,进而求出配准参数;但是相比其他的图像匹配方法,基于特征的图像匹配方法可以减少计算量,同时还可以减少噪声的影响,对图像的灰度变化、图像变形以及遮挡都有较好的适应能力,因此在图像配准领域得到了广泛的应用<sup>[5-6]</sup>。

本文针对现有遥感技术缺乏光谱信息从而导致图像失真度高、成像模糊的问题,提出一种利用倾斜摄影技术获取可见光图像,并与遥感图像进行配准融合的方法。首先对遥感图像和倾斜摄影图像中关键信息进行提取获得特征点,再完成图像特征之间的匹配,通过特征的匹配关系建立图像间的几何变换模型,利用变步长的天牛须算法(beetle antennae search algorithm, BAS),使步长指数衰减的方式进行变步长搜索;同时借鉴粒子群算法寻优策略,引入天牛左右须历史最佳位置作为下一步解的搜索参考位置,以此提高解的搜索速度。获得两图像之间重合部分的变换参数,最终完成图像拼接,实现倾斜摄影与遥感光学图像的立体目标空间配准。

## 1 相关知识

### 1.1 遥感图像

遥感图像是一种远距离、非接触的目标探测技术和方法,然后通过选择波段将一个特定地物

与其他地物分离开来,真实地展现地球表面物体的形状、大小、颜色等信息,具有丰富的地物信息。随着对图像分辨率的要求越来越高,而现有技术获取的遥感图像仍存在因缺乏光谱信息而导致图像失真度高、成像模糊的问题。因此,遥感光学图像具有全天时、多天候以及不受光照影响的优点,同时又存在不直观、不易理解且散射特性强的缺点。遥感光学图像如图 1 所示。



图 1 遥感光学图像

### 1.2 倾斜摄影技术

倾斜摄影技术颠覆了正射影像只能从垂直角度拍摄的局限。该技术通过在同一飞行平台上搭载多台传感器,同时从 1 个垂直、4 个倾斜共 5 个不同的角度采集影像<sup>[7]</sup>。通过配套软件的应用,可直接基于成果影像进行单张影像的量测,从而更加真实地反映地物情况。但是,该技术无法准确获取植被下的地形、地貌信息,且通过现有倾斜摄影技术获得数据会存在几何畸变问题。倾斜摄影图像如图 2 所示。



图 2 倾斜摄影图像

### 1.3 图像配准的数学描述

图像配准的一般定义如下:图像融合通过使

用某种算法将 2 个或多个不同图像组合形成新图像。具体来说,可以描述为使用不同性质的多源图像数据来提高图像中包含的信息质量的一种方法。图像配准的数学描述实质就是研究拍摄的不同图像的图像模型参数求解问题。

假设场景点的三维世界坐标  $\mathbf{X}_w$  及 2 次成像的透视投影矩阵  $\mathbf{P}_1$ 、 $\mathbf{P}_2$  已知,则可分别确定成像像素  $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$ 。因为  $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$  对应于同一三维世界点  $\mathbf{X}_w$ ,所以称其为一对匹配点或对应点。两幅图像的匹配点是位于重叠区域内的像素点。图像配准是上述过程的逆向过程(这里以基于特征点的图像配准为例),即根据同一三维场景的 2 幅或多幅图像确定对应点并由此计算出图像变换模型。三维世界坐标  $\mathbf{X}_w$ 、透视投影矩阵  $\mathbf{P}_1$ 、 $\mathbf{P}_2$  和像素点  $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$  之间的关系为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1 = \mathbf{P}_1 \mathbf{X}_w, \\ \mathbf{x}_2 = \mathbf{P}_2 \mathbf{X}_w \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可得:

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{P}_1 \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x}_2 = \mathbf{H} \mathbf{x}_2 \quad (2)$$

根据式(2)可知,图像之间的匹配点对  $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$  能够计算出两幅图像的几何变换关系  $\mathbf{H}$ 。

#### 1.4 基于特征点的图像配准方法

常用的图像配准方法主要分为基于区域的图像配准方法和基于特征的图像配准方法。基于特征匹配的图像匹配方法可以减少计算量,同时还可以减少噪声的影响,对图像的灰度变化、图像变形以及遮挡都有较好的适应能力。因此本文考虑使用基于特征的图像配准方法,具体过程如下。

- 1) 提取特征点,并生成特征描述符。
- 2) 特征点匹配,得到匹配的特征点对。
- 3) 根据匹配成功的特征点对,求解图像之间空间坐标变换参数  $\mathbf{H}$ 。
- 4) 依据图像之间空间坐标变换参数  $\mathbf{H}$ ,进行图像融合。

## 2 算法介绍

### 2.1 传统 BAS 算法

在应用 BAS 算法时,为了简化模型,假设天牛的步长与其两须间距比值为一个固定常数,为方便计算天牛须的位置,同样假设天牛 2 个须位于质心两端,且天牛移动时其头是随机朝向的。

假设第  $t$  次迭代时天牛在  $D$  维空间中的位置为  $\mathbf{X}^t = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $\mathbf{X}_l^t$  为左须坐标,  $\mathbf{X}_r^t$  为右须坐标,其算法步骤如下。

- 1) 归一化天牛须朝向的随机向量,即

$$\mathbf{d} = \frac{\text{rand}(1, D)}{\|\text{rand}(1, D)\|} \quad (3)$$

- 2) 计算天牛左、右须的空间坐标,即

$$\begin{cases} \mathbf{X}_l^t = \mathbf{X}^t - l \mathbf{d}, \\ \mathbf{X}_r^t = \mathbf{X}^t + l \mathbf{d} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $l$  为天牛质心与触须的距离。

- 3) 根据左、右两须感知的气味浓度差决定下一步走向,并迭代更新位置信息,即

$$\mathbf{X}^{t+1} = \mathbf{X}^t + \delta^t \mathbf{d} \text{sign}(f(\mathbf{X}_r^t) - f(\mathbf{X}_l^t)) \quad (5)$$

其中:  $t$  为当前的迭代次数;  $f(\cdot)$  为适应度函数;  $\delta^t$  为第  $t$  次迭代时的探索步长;  $\text{sign}(\cdot)$  为符号函数。

传统 BAS 算法流程如图 3 所示。

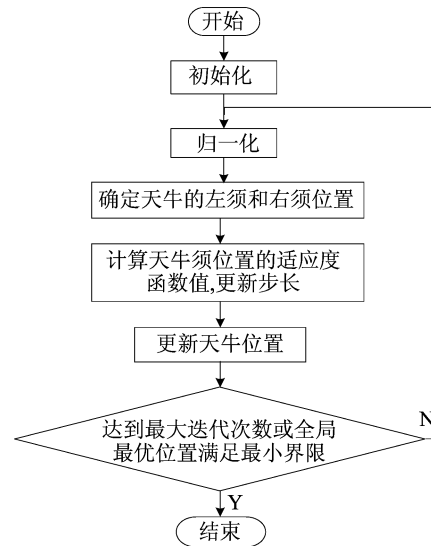


图 3 传统 BAS 算法流程

### 2.2 基于自适应变异的变步长 BAS 算法

传统的 BAS 算法缺乏对局部信息的获取,在多维复杂环境时容易陷入局部极值,且收敛速度较慢。本文根据群体聚集程度调整变异概率,并随着迭代的进行逐步降低变异概率,有利于迭代后期天牛群稳定在小范围内精细搜索。这种基于种群聚集度和迭代次数的自适应多维扰动变异策略可以提高对不同群体密度和迭代时期的自适应程度,实现减少早熟收敛和跳出局部极值的功能。

针对去除图像之间的误匹配点对后,得到图像针对天牛须算法容易陷入局部最优问题。本文在 BAS 环节中加入变异环节,让其容易跳出局部搜索,获得全局最优解。在 BAS 算法的基础上结合自适应须长与步长的方法构造出天牛群优化算法,采用多维扰动群体最优位置的变异方法,构造一种自适应变异的天牛须优化算法。改进的

BAS 算法流程如图 4 所示。

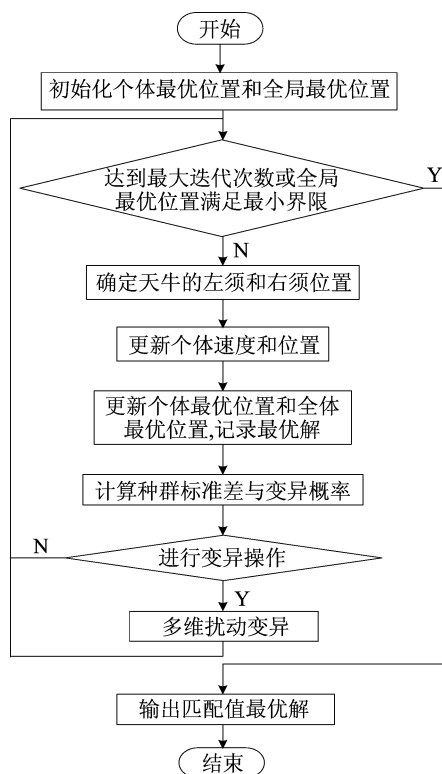


图 4 改进 BAS 算法流程

1) 引入天牛群概念,假设  $D$  维空间内种群中天牛个体数量为  $N$ ,引入初始化群体的初始最优位置,生成天牛须;根据式(3),决定天牛须的朝向。

2) 依据天牛群的概念,改进式(4),计算更新当迭代到第  $t$  次时,第  $i$  个天牛在运动空间中左、右两须的坐标,即

$$\begin{cases} X_{li}^t = X_i^t - l_i^t d, \\ X_{ri}^t = X_i^t + l_i^t d, \\ l_i^t = \beta \|P_g^t - P_i^t\| \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $\beta$  为天牛群中天牛个体的左右须长度更新因子;  $P_g^t$ 、 $P_i^t$  分别为天牛群当前迭代在运动空间中群体的最优位置和天牛个体的最优位置。

3) 计算当前迭代时第  $i$  个天牛个体速度和位置,计算公式为:

$$\begin{aligned} X_i^{t+1} &= X_i^t + V_i^{t+1}, \\ V_i^{t+1} &= \omega V_i^t + c_1 \text{rand}(1, D) \cdot (P_i^t - X_i^t) + \\ & c_2 \text{rand}(1, D) \cdot (P_g^t - X_i^t) + \\ & l_i^t \text{rand}(1, D) \cdot d \text{sign}[f(X_{li}^t) - f(X_{ri}^t)] \end{aligned} \quad (7)$$

其中:  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子;  $A \cdot B$  表示具有相同形的矩阵  $A$  和  $B$  对应元素逐个相乘;  $P_g^t$  为群体最优位置;  $P_i^t$  为个体最优位置。

更新个体最优位置和群体最优位置,记录最优解,即

$$P_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^{t+1}, & f(X_i^{t+1}) < f(P_i^t); \\ P_i^t, & f(X_i^{t+1}) \geq f(P_i^t) \end{cases} \quad (8)$$

$$P_g^{t+1} = \begin{cases} P_i^{t+1}, & f(P_i^{t+1}) < f(P_g^t); \\ P_g^t, & f(P_i^{t+1}) \geq f(P_g^t) \end{cases} \quad (9)$$

当式(6)中参数  $\beta$  与式(7)中参数  $\omega$  变大,会增强算法的全局搜索能力,为了避免算法陷入局部的最优解,使得算法初始阶段尽量遍历全局,后期搜索则变得细致精密,设计以下参数随迭代次数的更新公式,即

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t}{T}(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \quad (10)$$

$$\beta = \beta_{\max} - \frac{t}{T}(\beta_{\max} - \beta_{\min}) \quad (11)$$

其中,  $T$  为总迭代次数。

4) 为了避免算法陷入局部范围内的最优解,引入种群变异,随机选取  $P_g^t$  中所有的维度  $D$  中的  $k$  个子维度引入变异干扰,即

$$P_{gk}^{t+1} = P_{gk}^t (1 + K \cdot \text{randn}) \quad (12)$$

其中:  $K$  为扰动幅值;  $\text{randn}$  为服从标准正态分布的随机变量。种群变异概率计算公式为:

$$p = \omega_{pr}(1 - \sigma) - \omega_{pt} \frac{t}{T} + b \quad (13)$$

其中:  $\omega_{pr}$  为标准差权重;  $\omega_{pt}$  为迭代权重;  $b$  为常数;  $\sigma$  为天牛种群位置的标准差,计算公式为:

$$\sigma = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N \|P_i - P_c\|^2} \quad (14)$$

其中,  $P_c$  为天牛种群种群的质心坐标。

5) 如果满足设定迭代次数或结束条件则算法结束,否则返回步骤 2)。

### 3 基于改进天牛须算法的图像配准

#### 3.1 特征点提取

不同图像进行比较时,需要彼此对齐,它是几何误差校正的重要过程,也是变化检测或图像融合的重要步骤。图像匹配是找到图像中最佳匹配模板的方法之一,而能使一个图像中的点可以与另一个图像中的对应点相关联的点也被称之为特征点。

特征提取算法应满足以下条件<sup>[8]</sup>。

- 1) 显著性。提取的特征应该比较明显,分布广泛,易于提取特征。
- 2) 抗噪声。具有良好的噪声抑制能力。
- 3) 一致性。可以准确地检测出两幅图像的

共同特征。

ORB算法结合了FAST算法和BRIEF算法两者的优点,利用线性高斯金字塔进行多尺度分解来解决多尺度问题,并在每层金字塔中建立特征来实现尺度空间<sup>[9]</sup>。但是,提取特征点对多尺度的响应较差。针对上述缺点,分别通过降低阈值得到多个关键点,排序并选取前面  $N$  个点来解决无角点函数的问题。

定义图像邻域为  $N \times N$  大小的矩形,则  $\tau$  测试(图像块上定义二元测试)公式为:

$$\tau(\rho; x, y) = \begin{cases} 1, & \rho(x) < \rho(y); \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $\rho(x)$  为平滑后的区域  $P$  在像素  $(u, v)$  处的灰度值。

选取  $n$  个  $(x, y)$  位置的像素点,其生成的  $n$  维二进制 BRIEF 描述子字符串为:

$$f_n(\rho) = \sum_{1 \leq i < j \leq n} 2^{i-1} \tau(\rho; x_i, y_j) \quad (16)$$

其中,  $n$  一般设置为 128、256、512。可以根据硬件设备条件以及实际需要,选取不同的数值。

对每一个特征点,采取图像窗口的方式解决单个像素点容易受图像噪声干扰的问题。

### 3.2 特征点匹配

获得特征点的主导方向、比例和位置信息后,下一步构建对旋转、比例和照明变化具有高度鲁棒性的描述符。此外,描述符还应具有突出的显著性,以便于特征点的匹配。本文对特征点建立二元描述符,并用汉明距离比较描述符的相似度来实现特征匹配。相似性度量决定了每次匹配的相对优点。但是,对于 256 位的二进制描述符,使用汉明距离很难确定合适的阈值来实现正确匹配。因此,本文提出当最近邻距离与下一个最近邻距离的比值小于预定义的阈值 0.8 时,最近邻距离对应的特征点才被认为是同名点。

当图像有重复纹理或遮挡时,特征匹配错误的几率就会变大<sup>[10]</sup>。为了解决这个问题,本文进行从左到右、从右到左的 2 次图像匹配,并且只保留 2 个方向相一致的图像匹配结果。在粗略图像匹配之后,不可避免地会出现一些错误匹配。为了得到最优的图像变换矩阵,可以在进行粗匹配后,再对匹配点进行提纯和优化。本文采用 RANSAC 算法来重新检查匹配结果并消除错误匹配,进行优化提纯,通过随机选择样本点,不断迭代选择尽可能多的内部点,并保留误差小于 2 个像素的控制点作为优化控制点。

### 3.3 基于改进 BAS 算法求解变换矩阵

改进 BAS 算法用在特征匹配的基本原理是不断地寻找对应特征点集合求解坐标变换关系,直到最终使源图像特征点云与目标点云之间满足某种条件的最优匹配。

在去除图像之间的误匹配点对后,得到图像之间最优匹配特征点  $(x_a, y_a)$  和  $(x_b, y_b)$ , 两幅图像之间的仿射变换可表示为:

$$\begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中:  $h_0, h_1, h_3, h_4$  为图像旋转量以及缩放尺度;  $h_2$  为图形在  $x$  方向上的平移量;  $h_5$  为图形在  $y$  方向上的平移量;  $h_6$  为图形在  $x$  方向的变形量;  $h_7$  为图形在  $y$  方向的变形量;  $\mathbf{H}$  为基于改进 BAS 算法的变换矩阵。

基于改进 BAS 算法求解  $\mathbf{H}$  的步骤如下。

1) 定义待优化的适应度函数  $f(\mathbf{H}, x_a, y_a, x_b, y_b)$  以及初始点和迭代次数。

2) 初始化天牛的初始位置,并设置为最优位置  $\mathbf{x}_{\text{best}}$ , 并设置天牛初始左须最优位置  $f(\mathbf{x}_{\text{lbest}})$  和天牛初始右须最优位置  $f(\mathbf{x}_{\text{rbest}})$ 。设定最优适应度为  $f_{\text{best}} = f(\mathbf{x}_{\text{best}})$ 。

3) 计算天牛左须位置  $\mathbf{x}_l$  和右须位置  $\mathbf{x}_r$ , 并代入上述适应度函数分别计算左、右两须的适应度函数值。设  $s_t$  为变步长,每步迭代中步长以负指数衰减,即

$$s_t = s_{t-1} e^{-kt} + s_0 \quad (18)$$

其中:  $s_0$  为基本分辨率,优选设置为 0.008;  $k$  为衰减率,优选设置为  $\ln 0.93$ 。

4) 更新最优位置。引入粒子群优化策略,根据左、右须位置记录历史左须  $\mathbf{x}_{\text{lbest}}$  和右须  $\mathbf{x}_{\text{rbest}}$  的最优值,即

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^{t+1} = & \mathbf{X}^t + s_t \text{sign}(\|f(\mathbf{x}_{\text{rbest}})\| - \\ & \|f(\mathbf{x}_{\text{lbest}})\|) + c_1 r_d (\mathbf{x}_{\text{lbest}} - \mathbf{x}^t) + \\ & c_r r_d (\mathbf{x}_{\text{rbest}} - \mathbf{x}^t) \end{aligned} \quad (19)$$

与上一次天牛位置比较,使得下一次天牛位置的获取可以参考天牛左、右两须的历史位置信息。其中  $r_d$  是 0 和 1 之间的随机常数,  $c_1, c_r$  计算公式为:

$$\begin{aligned} c_1 = & \lambda \frac{\|f(\mathbf{x}_{\text{rbest}})\|}{\|f(\mathbf{x}_{\text{lbest}})\| + \|f(\mathbf{x}_{\text{rbest}})\|}, \\ c_r = & \lambda \frac{\|f(\mathbf{x}_{\text{lbest}})\|}{\|f(\mathbf{x}_{\text{lbest}})\| + \|f(\mathbf{x}_{\text{rbest}})\|} \end{aligned} \quad (20)$$

在天牛的最优位置更新时,引入蒙特卡洛准

则决定是否进行天牛最优位置更新,减少陷入局部最优的概率。更新公式为:

$$\lambda = \begin{cases} 1, & \|f(x^t)\|_2 < \|f(x^{t-1})\|_2; \\ \exp\left(-\frac{\|f(x^t)\|_2 - \|f(x^{t-1})\|_2}{T}\right), & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

5) 判断迭代次数  $t$  是否已达到初始化时设置的总迭代次数或者达到预设精度,是则进行下一步,否则返回步骤 3)。

### 3.4 图像拼接

由于采集的数字图像可能是经不同时间或不同图像传感器获取而来,且其拍摄角度与积分时间设置也可能存在差异,因此图像在像素灰度上存在差异。这些图像拼接之后,图像重叠区域会出现模糊鬼影现象,这就需要通过一定的图像融合算法来消除拼接痕迹。通过综合考察运算速度与成像质量,本文利用加权融合的方法减小影响,对两幅图像  $f_1(x, y)$ 、 $f_2(x, y)$  进行计算。

1) 当  $(x, y) \in f_1$  时,计算公式为:

$$f(x, y) = f_1(x, y) \quad (22)$$

2) 当  $(x, y) \in (f_1 \cap f_2)$  时,计算公式为:

$$f(x, y) = \omega_1 f_1(x, y) + \omega_2 f_2(x, y) \quad (23)$$

3) 当  $(x, y) \in f_2$  时,计算公式为:

$$f(x, y) = f_2(x, y) \quad (24)$$

其中,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  与  $f_1(x, y)$ 、 $f_2(x, y)$  图像重叠区域的宽度相关,即

$$\omega_1 = \frac{x_2 - x_i}{x_2 - x_1}, \quad \omega_2 = 1 - \omega_1 = \frac{x_i - x_1}{x_2 - x_1} \quad (25)$$

其中:  $x_1$ 、 $x_2$  分别为遥感图像与倾斜摄影图像之间重叠区域左、右边缘像素点的横坐标,并且满足  $x_1 < x_2$ ;  $x_i$  为两者重叠区域中待融合像素点的横坐标。通过渐入渐出加权融合之后,重叠区域的灰度值按相应权重进行计算。

## 4 实验结果

本文实验硬件平台为笔记本电脑,配置 64 位 Win10 系统的,英特尔 i7-9750H 处理器,主频 2.6 GHz,16 GiB 运行内存。算法在 VS2019 下采用 C++ 语言编译,数据库基于开源机器视觉库 OpenCV 4.1.0。实验采用同一地区拍摄的遥感图像(图 1)和倾斜摄影图像(图 2)。

对比图 1、图 2 可以看出,遥感图像里的小屋结构并不清晰。图 1、图 2 之间的特征匹配结果如图 5 所示。

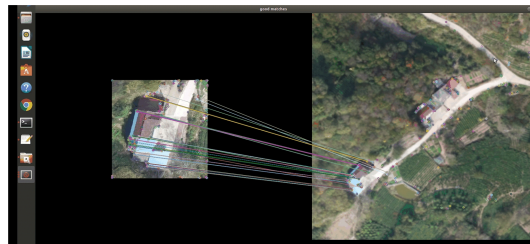


图 5 基于特征点的匹配结果

在图 5 特征匹配结果的基础上,分别使用传统 BAS 算法和改进 BAS 算法得到图像之间变换矩阵  $H$ ,基于文中的图像拼接方法对遥感光学图像和倾斜摄影图像进行融合。基于传统 BAS 算法和改进 BAS 算法的融合结果如图 6 所示。对比图 6a、图 6b 可以看出,图 6a 融合结果明显出现偏差。基于传统 BAS 算法和改进 BAS 算法得到不同变换矩阵求解结果的图像融合实验数据,见表 1 所列。



(a) 传统BAS算法



(b) 改进BAS算法

图 6 基于传统 BAS 算法和改进 BAS 算法的融合结果

表 1 基于不同变换矩阵求解方法融合实验结果

$H$ 求解方法	实验图 像对数	图像匹配 正确率/%	拼接成功 图像对数	成功率/ %
传统 BAS 算法	50	88	41	82
改进 BAS 算法	50	97	48	96

通过实验可以得出:利用倾斜摄像技术可以有效提高遥感图像的分辨率,同时基于改进的BAS算法得到的图像之间的变换矩阵  $H$  更精确。

## 5 结 论

本文针对遥感图像缺乏光谱信息而导致图像失真度高、成像模糊的问题,提出了一种基于倾斜摄影图像和遥感图像配准融合的方法。利用航空倾斜摄影测量技术,采用基于特征点匹配的方式建立模型,基于改进的天牛须算法进行函数优化,实现了新的增强遥感图像数据分辨率的方法,有助于对三维空间中的目标进行更加完整、清晰的描述,构建更直观、更真实的三维目标。

## [参 考 文 献]

- [1] 王百勇,张艳华. 基于尺度空间理论的舰船遥感图像特征提取技术[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(18): 184-186.
- [2] 石聪聪,杨学志,董张玉,等. 一种改进 SIFT 的 SAR 与可见光图像配准算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(2): 182-187.
- [3] 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.
- [4] 赵卫东,刘俊德,王慢慢,等. 基于改进 AKAZE 算法的快速图像配准方法[J]. 激光与光电子学展, 2023, 60(6): 90-96.
- [5] 杨家俊,丁祝顺,陈昕. 图像配准关键技术综述[J]. 导航与控制, 2020, 19(1): 77-84.
- [6] 宋博,姜万里,孙涛,等. 快速特征提取与感知哈希结合的图像配准算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(7): 206-212.
- [7] 杨国东,王民水. 倾斜摄影测量技术应用及展望[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(1): 13-15, 18.
- [8] 张东,余朝刚. 基于特征点的图像拼接方法[J]. 计算机系统应用, 2016, 25(3): 107-112.
- [9] 贡超,蒋建国,齐美彬. 基于扩散距离的 SURF 特征图像匹配算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015, 38(4): 474-478.
- [10] 周怡,马佳义,黄珺. 基于互导滤波和显著性映射的红外可见光图像融合[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(6): 1404-1413.
- [1] 王百勇,张艳华. 基于尺度空间理论的舰船遥感图像特征提取技术[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(18): 184-186.
- [2] 石聪聪,杨学志,董张玉,等. 一种改进 SIFT 的 SAR 与可见光图像配准算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(2): 182-187.
- [3] 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.
- [4] 赵卫东,刘俊德,王慢慢,等. 基于改进 AKAZE 算法的快速图像配准方法[J]. 激光与光电子学展, 2023, 60(6): 90-96.
- [5] 杨家俊,丁祝顺,陈昕. 图像配准关键技术综述[J]. 导航与控制, 2020, 19(1): 77-84.
- [6] 宋博,姜万里,孙涛,等. 快速特征提取与感知哈希结合的图像配准算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(7): 206-212.
- [7] 杨国东,王民水. 倾斜摄影测量技术应用及展望[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(1): 13-15, 18.
- [8] 张东,余朝刚. 基于特征点的图像拼接方法[J]. 计算机系统应用, 2016, 25(3): 107-112.
- [9] 贡超,蒋建国,齐美彬. 基于扩散距离的 SURF 特征图像匹配算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015, 38(4): 474-478.
- [10] 周怡,马佳义,黄珺. 基于互导滤波和显著性映射的红外可见光图像融合[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(6): 1404-1413.

(责任编辑 张 镭)

## (上接第 1452 页)

- [9] ZHAO S F, RAN W H, WANG D P, et al. 3D Dielectric layer enabled highly sensitive capacitive pressure sensors for wearable electronics[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020, 12(28): 32023-32030.
- [10] RUTH S, BAO Z. Designing tunable capacitive pressure sensors based on material properties and microstructure geometry[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020, 12(52): 58301-58316.
- [11] GUO Y J, GAO S, YUE W J, et al. Anodized aluminum oxide-assisted low-cost flexible capacitive pressure sensors based on double-sided nanopillars by a facile fabrication method[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2019, 11(51): 48594-48603.
- [12] LUO Z B, CHEN J, ZHU Z F, et al. High-resolution and high-sensitivity flexible capacitive pressure sensors enhanced by a transferable electrode array and a micropillar-pvdf film[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2021, 13(6): 7635-7649.
- [13] SHARMA S, CHHETRY A, SHARIFUZZAMAN M, et al. Wearable capacitive pressure sensor based on mxene composite nanofibrous scaffolds for reliable human physiological signal acquisition[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020, 12(19): 22212-22224.
- [14] QIU J, GUO X H, CHU R, et al. Rapid-response, low detection limit, and high-sensitivity capacitive flexible tactile sensor based on three-dimensional porous dielectric layer for wearable electronic skin[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2019, 11(43): 40716-40725.
- [15] CHOI J, KWON D, KIM K, et al. Synergetic effect of porous elastomer and percolation of carbon nanotube filler toward high performance capacitive pressure sensors[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020, 12(1): 1698-1706.
- [16] SAKANAS A, GRIGALAITIS R, IVANOV M, et al. The alternative expression of lichteneker's logarithmic mixture formula and its application to the broadband dielectric spectroscopy of BaTiO<sub>3</sub>-Ni<sub>0.5</sub>Zn<sub>0.5</sub>Fe<sub>2</sub>O<sub>4</sub> composites[J]. Ferroelectrics, 2015, 479: 90-97.
- [17] 刘彩霞,卢柏声,李帅,等. 基于纳米银颗粒聚多巴胺碳纳米管导电材料的三明治型柔性应变传感器[J]. 复合材料学报, 2022, 39(12): 5835-5845.
- [18] LEE J, PYO S, KWON D, et al. Ultrasensitive strain sensor based on separation of overlapped carbon nanotubes[J]. Small, 2019, 15(12): 1805120.
- [19] JIA J, HUANG G T, DENG J P, et al. Skin-inspired flexible and high-sensitivity pressure sensors based on RGO films with continuous-gradient wrinkles[J]. Nanoscale, 2018, 11(10): 4258-4266.

(责任编辑 胡亚敏)