

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.02.010

基于改进 SIFT 和多约束的 UAV 影像匹配方法

何明磊, 王中元, 戚铭心, 杨振宇, 袁芳

(中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116)

摘要:针对尺度不变特征转换(scale invariant feature transform, SIFT)算法在无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)影像的匹配过程中存在特征点稳定性差和误匹配多的问题,文章提出一种基于改进 SIFT 和多约束的 UAV 影像匹配方法。首先,在对影像降采样后,综合采用 SIFT 算法和 Scharr-ORB(oriented brief)算法共同进行特征点检测和描述;然后,使用最近邻距离比值法(nearest neighbor distance ratio, NNDR)、双向约束匹配和余弦相似度约束匹配的多约束方法进行特征点的粗匹配;最后,使用最小中值(least median of squares, LMedS)算法计算基础矩阵和随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法计算单应矩阵的多约束方法进行特征点的精匹配,进一步提高匹配精度。结果表明,该方法在获得更多特征点和匹配对数的同时,能够剔除较多的误匹配,使其具有较高的匹配正确率和匹配精度。

关键词:无人机(UAV)影像;影像匹配;边缘检测;多约束方法;基础矩阵

中图分类号:P231 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2025)02-0212-08

UAV image matching method based on improved SIFT and multiple constraints

HE Minglei, WANG Zhongyuan, QI Mingxin, YANG Zhenyu, YUAN Fang

(School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Aiming at the problems of instability of feature points and many mismatches in the process of unmanned aerial vehicle(UAV) image matching with scale invariant feature transform(SIFT) algorithm, a UAV image matching method based on improved SIFT and multiple constraints is proposed. Firstly, after the image downsampling, SIFT algorithm and Scharr-ORB algorithm are employed to detect and describe the feature points. Then, a rough matching of the feature points is established through multi-constraint methods of nearest neighbor distance ratio(NNDR), bidirectional constraint matching, and cosine similarity constraint matching. Finally, a multi-constraint method using least median of squares(LMedS) algorithm for fundamental matrix computation and random sample consensus(RANSAC) algorithm for homography matrix computation is adopted for the fine matching of feature points to further improve the matching accuracy. Experimental results show that this method can get more feature points and matching pairs while eliminating more mismatches, which makes the algorithm have higher correct matching rate(CMR) and matching accuracy.

Key words: unmanned aerial vehicle(UAV) image; image matching; edge detection; multi-constraint method; fundamental matrix

近年来,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)因其操作灵活机动、效率高和成本低等优势,在国土资源管理、地形图测绘、自然灾害应急

监测和日常巡检执法等方面得到广泛应用^[1]。UAV 影像在实际应用时往往需要进行多张影像的匹配拼接,而匹配则是进行影像拼接和变化检

收稿日期:2022-09-05;修回日期:2022-11-03

基金项目:江苏省自然科学基金资助项目(BK20181361)

作者简介:何明磊(1998—),男,江苏苏州人,中国矿业大学硕士生;

王中元(1977—),男,山东枣庄人,博士,中国矿业大学副教授,硕士生导师,通信作者, E-mail: wzy95002@163.com.

测等应用的基础和前提,匹配的精度和效果也将对后续工作产生较大的影响。然而,由于 UAV 平台存在稳定性较差和镜头畸变等问题,导致影像的匹配工作难度大、精度不佳。因此,如何实现 UAV 影像的高精度匹配具有重要的意义。

图像的匹配本质上是在不同的图像上利用算法来提取同名点,并计算出其在不同图像中的空间变换关系。而在图像的匹配方法中,基于特征的匹配算法因其计算速度快、鲁棒性高、实效性好的优点,是目前图像匹配研究领域的热点。其中,最具代表性的主流算法之一是文献[2]所提出的尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,这是一种稳定的特征提取算法,其具有出色的旋转不变性、尺度不变性和光照不变性。但 SIFT 算法存在运算量较大、特殊情况下特征点较少等问题,为了进一步改善这些问题,国内外研究者们以 SIFT 为基础思想,提出了许多的改进算法。文献[3]针对 SIFT 算法提取特征点数目的不均匀问题,提出一种混合特征下最优阈值预测的图像匹配算法,利用图像的纹理特征,增强了图像的细节信息,使得所提取的特征点数量稳定、分布均匀;文献[4]提出一种将 Canny-SUSAN 角点检测算法^[5-6]和 SIFT 算法结合的改进特征点提取的方法,既利用灰度信息又利用到轮廓边缘信息,提高了 SIFT 算法对图像信息的利用率,增加所提取的特征点数量;文献[7]提出一种基于数学形态学改进的无人机影像匹配算法,通过提取树冠区域内的错误特征点并将其剔除,提高 SIFT 算法的匹配精度;文献[8-9]在研究多种边缘提取算法和多种点特征提取算法的结合时,通过实验对比分析得出 Scharr 算子与点特征提取算法,尤其是与 SIFT 算法结合具有较为稳定良好的效果。但 SIFT 算法运行速度较慢,而 Scharr 算子与 ORB(oriented brief)算法^[10]结合时,虽匹配精度比 SIFT 算法略低,但运行速度却大大提升。文献[11]提出一种基于余弦相似度的改进 ORB 匹配算法,利用特征向量的余弦相似度进行误匹配点的剔除,在保持 ORB 算法的高实时性的同时,提高了其匹配准确率;文献[12-14]以加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)算法和随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法为基础,引入多重约束条件,对比分析基础矩阵和单应矩阵的约束匹配效果,发现使用单应矩阵约束能获得更加精确的匹配对,但匹配对数也更少;文献[15]利

用改进的 MSAC(M-estimator sample consensus)算法分别估计基础矩阵和单应矩阵,通过选取不同场景的影像,经大量实验比较分析 2 种匹配提纯方法的适用场景,结果表明,基础矩阵更适用于地形起伏较大的场景,而单应矩阵更适用于平坦的场景;文献[16]在 ORB 算法的基础上,利用最小中值(least median of squares, LMedS)算法^[17]计算基础矩阵来剔除误匹配点对,得到了较好的匹配效果。

针对 SIFT 算法在无人机影像匹配过程中存在特征点稳定性差和误匹配多的问题,本文通过将 SIFT 算法与 Scharr-ORB 算法相结合的方法来增加特征点的数量,再用融合最近邻距离比值法(nearest neighbor distance ratio, NNDR)等多种粗匹配和精匹配的约束方法来剔除误匹配,提高匹配正确率和匹配精度。本文提出的改进方法流程如图 1 所示。

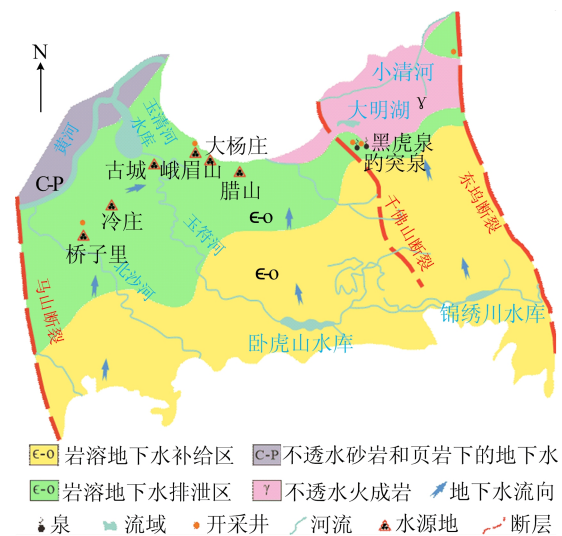


图 1 改进方法的流程图

1 改进 SIFT 特征点提取

1.1 SIFT 特征点提取算法

SIFT 算法是一种较为常用且稳定高效的局部特征检测方法,其主要步骤描述如下。

1) 尺度空间极值检测。尺度空间是由初始图像的多个不同尺度的一系列图像所构成的集合,可用 $L(x, y, \sigma)$ 函数表示,是由一个二维高斯核函数 $G(x, y, \sigma)$ 与图像 $I(x, y)$ 通过卷积产生的,即

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/(2\sigma^2)] \quad (2)$$

其中: * 为卷积运算符; σ 为尺度空间因子, 决定了图像模糊平滑处理的程度; (x, y) 为图像的像素点坐标。

为了能在连续的尺度下检测图像的极值点, 还需用到高斯函数差分(difference of Gaussians, DOG)算子:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

其中, $L(x, y, k\sigma)$ 和 $L(x, y, \sigma)$ 分别表示通过尺度空间因子为 $k\sigma$ 和 σ 的高斯核卷积后的尺度图像, 通过改变 σ 和 k 便可构建连续的 DOG 金字塔用于检测极值点。

2) 特征点的定位。比较 DOG 金字塔中某个像素点与周围 26 个点的像素值大小, 判断是否为极大值点或极小值点。再利用 DOG 算子函数拟合来精确定位该点的位置和尺度, 同时剔除低对比度和边缘的点。

3) 方向角度的确定。通过计算每一个特征点在尺度空间的领域内像素的梯度幅度和方向来确定每个特征点的方向。每个特征点所在的尺度即为该点所用的尺度。

4) 特征点描述符的生成。以每一个特征点为中心, 周围像素大小为 16×16 的区域为窗口, 再将此窗口分为 4 个像素大小为 4×4 的子区域, 在 4 个子区域内分别计算 8 个方向的梯度, 形成一个 128 维的特征向量作为特征点描述符。

1.2 ORB 特征点提取算法

ORB 算法是一种快速的局部特征检测方法, 是在 FAST 算法^[18] 和 BRIEF 算法^[19] 的基础上进行改进的, 弥补了原算法不具备尺度不变性和旋转不变性的缺点, 其主要步骤描述如下。

1) oFAST 特征点检测。oFAST 算法在 FAST 算法的基础上再使用灰度质心法来确定特征点的主方向。对于任意一个特征点 p , 其邻域像素的灰度矩 m_{pq} 和对应的质心 C 可定义为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y) \quad (4)$$

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (5)$$

其中: $I(x, y)$ 为点 $p(x, y)$ 处的灰度值; p, q 为灰度矩的阶数。而特征点与质心的夹角 θ 即为该特征点的主方向:

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) \quad (6)$$

2) rBRIEF 特征描述符构建。为解决方向不变性和旋转不变性的问题, 使用特征点质心方向。在该特征点周围共选取 n 对坐标 (x_i, y_i) 组成点

对集合 S , 并定义一个 $2 \times n$ 阶矩阵 S 为:

$$S = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

该特征点的主方向 θ 对应的旋转矩阵 R_θ 为:

$$R_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (8)$$

对 S 进行旋转变换, 得到特征描述矩阵 S_θ 为:

$$S_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

最后得到 rBRIEF 特征描述符, 即

$$g_n(p, \vartheta) = f_n(p) \mid (x_i, y_i) \in S_\theta \quad (10)$$

1.3 Scharr 边缘提取算子

Scharr 边缘提取算子是一种离散的一阶微分算子, 该算子结合了高斯平滑和微分求导计算, 主要是通过计算某一像素点附近邻域内像素点的灰度加权值和梯度近似值来判断是否为极值点, 进而识别出边缘。

选取像素点周围像素大小为 3×3 的区域作为计算模板, 在模板区域内分别计算水平方向上的梯度卷积核 G_x 和垂直方向上的梯度卷积核 G_y 。

Scharr 算子可以被视作为 Sobel 算子的改进, 具有与 Sobel 算子同样的运算速度, 但是其精度更高。在 Scharr 算子中, G_x 和 G_y 分别表示为:

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} \quad (11)$$

在利用 Scharr 算子进行边缘提取时, 每个像素点都在水平和垂直 2 个方向上进行卷积, 再将 2 个方向上的边缘进行叠加, 即可得到输入图像的边缘提取结果。

1.4 基于 SIFT 和 Scharr-ORB 的改进特征点提取

针对 SIFT 算法存在特定条件下所提取的特征点数量较少且不均匀和对某些具有丰富信息的角点存在漏检的问题^[4,13], 本文提出一种基于 SIFT 和 Scharr-ORB 的改进特征点提取方法, 即利用 SIFT 算法和 Scharr-ORB 算法共同进行图像特征点的提取, 从而提高图像信息的利用率, 增加特征点的数量, 该方法的主要步骤如下: ① 利用 SIFT 算法进行特征点提取, 构成特征点集合 A_1 ; ② 利用 Scharr 算子对灰度图像进行边缘提取, 得到输入图像的边缘轮廓图像 R ; ③ 利用 ORB 算法对边缘轮廓图像 R

进行特征点提取,构成特征点集合 A_2 ;④ 将特征点集合 A_1 和 A_2 共同输入到后续的特征点匹配方法中。

选用一张像素大小为 $1\ 132 \times 1\ 455$ 的 UAV 影像图进行实验,本文分别使用 SIFT 和本文方法进行特征点提取的结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,本文方法相对于 SIFT 算法,增加了许多位于地物边缘轮廓及角点处的特征点,且特征点的分布更均匀,在周围场景变化较小的区域,也能提取到部分特征点。特征点提取的数量和运行时间见表 1 所列。



(a) SIFT算法



(b) 本文方法

图 2 特征点提取的结果

表 1 特征点提取的数量和运行时间

方法	特征点数量/个	运算时间/ms
SIFT 算法	3 654	306
本文方法	6 654	363

从表 1 可以看出,本文方法在提升特征点数量的同时,运算时间相对于 SIFT 算法仅稍有增加。

2 多约束匹配融合方法

特征点匹配通常选取欧式距离作为度量,采用固定阈值、最近邻或 NNDR 作为约束匹配方法,但是单一的约束条件往往仍会保留较多误匹配,难以取得较好的匹配效果。因此,本文提出一种多约束匹配融合方法,采用多重约束条件来剔除更多的误匹配点对。

2.1 NNDR 算法和双向约束匹配

该匹配算法的主要步骤如下:

1) 选取参考影像中的一个特征点 A 作为参考点,计算 A 与待匹配影像中的每一个特征点之间的距离 d 。

2) 根据 d 的大小筛选出待匹配影像中与点 A 最近邻点 B_1 和次近邻点 B_2 。

3) 设点 A 与点 B_1 之间的距离为 d_1 ,点 A 与点 B_2 之间的距离为 d_2 ,阈值为 R 。若 $(d_1/d_2 < R)$,则判断点 A 与点 B_1 为一对匹配点对,将其保留;反之,则将点 A 剔除。

4) 重复步骤 1)~3),遍历完参考影像中的所有特征点,得到正向匹配点对集合 M 。同理,以待匹配影像中的特征点作为参考点,在参考影像中寻找对应的匹配点,得到反向匹配点对集合 N 。

5) 判断集合 M 中的每一对匹配点对是否在集合 N 中也存在相同的一对匹配点对与之对应,若满足则保留该匹配点对,反之则剔除。

2.2 余弦相似度约束匹配

余弦相似度是利用两特征向量之间夹角的余弦值来衡量两者之间的相似程度,余弦值越大(越接近 1)则表示这两特征向量越相似。相对于 NNDR 考虑到距离上的相似性,余弦相似度则考虑的是方向上的相似性。

对于夹角为 θ 的特征向量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} ,余弦相似度可表示为:

$$\text{sim}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \cos \theta = \frac{\mathbf{X} \cdot \mathbf{Y}}{\|\mathbf{X}\| \times \|\mathbf{Y}\|} \quad (12)$$

在完成 NNDR 和双向约束匹配之后,计算每一对匹配点对所对应的特征向量之间的余弦相似度,若该数值大于所设定的经验阈值,则保留该匹配点对,反之则剔除。

2.3 基于 LMedS 算法的基础矩阵约束匹配

在计算机视觉中,立体像对的同名点必然满足一个对极几何约束,这是一种点对直线的约束,即已知左图像中的点 x 和右图像中对应的同名

点 x' , 则 x' 必然在相对于 x 的极线 l' 上, x 必然在相对于 x' 的极线 l 上, 可用公式表示为:

$$\mathbf{X}_i'^T \mathbf{F} \mathbf{X}_i = 0 \quad (13)$$

其中: $\mathbf{X}_i = [x_i \ y_i \ 1]^T$; $\mathbf{X}_i' = [x_i' \ y_i' \ 1]^T$;

$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix}$, 为基础矩阵, 描述了同名点之间的极线约束关系。

本文采用 LMedS 算法计算基础矩阵, 其通过求解非线性问题估计参数 $\text{Med}(r_i^2)$ 的最小值, 即计算所有匹配点对中残差平方的中值, 并不断迭代找出其中的最小值。其中, 残差平方计算的是欧氏距离的平方和, 计算公式为:

$$r_i^2 = d^2(x_i', Fx_i) + d^2(x_i, Fx_i') \quad (14)$$

主要步骤为: ① 随机抽取 8 对匹配点对, 并计算其所对应的基础矩阵的初始值; ② 利用基础矩阵的初始值计算所有匹配点对的残差平方, 并求出残差平方的中值; ③ 重复步骤①、②, 找到中值最小时所对应的基础矩阵即为最优基础矩阵; ④ 利用最优基础矩阵和遍历所有匹配点对, 判断内点和外点, 保留内点并剔除外点, 以便进行下一步的约束匹配, 其中, 判断内、外点方式描述如下。

当 $\frac{|r_i|}{\hat{\sigma}} \leq 2.5$ 时, z_i 为 inliners 状态; 当 $\frac{|r_i|}{\hat{\sigma}} >$

2.5 时, z_i 为 outliers 状态。 r_i 为该点经基础矩阵映射后的点与其所对应的匹配点之间的欧氏距离差值。

$$\hat{\sigma} = 1.4826[1 + 5/(n - m)]\sqrt{\xi} \quad (15)$$

其中: ξ 为最优基础矩阵对应的最小中值; n 为所有匹配点对数; m 为计算模型时一次采样的点个数, 本文中 $m = 8$ 。

2.4 基于 RANSAC 算法的单应矩阵约束匹配

单应矩阵是对极几何中常见的矩阵, 也是基础矩阵的一种特殊形式, 其描述的是当所有物点都在同一平面时, 两幅图像中同名点之间一一对应的透视变换关系, 是一种点对点的约束。

若 x 和 x' 分别为两幅图像中对应的一对匹配点, 则满足如下公式:

$$\mathbf{X}_i' = \mathbf{H} \mathbf{X}_i \quad (16)$$

其中: $\mathbf{X}_i = [x_i \ y_i \ 1]^T$; $\mathbf{X}_i' = [x_i' \ y_i' \ 1]^T$;

$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$, 即为单应矩阵。

本文采用 RANSAC 算法来计算单应矩阵, 通过计算所有匹配点对中满足当前矩阵约束条件的点个

数, 并不断迭代找出其中的最大值。其中, 投影误差计算的是两点之间的欧氏距离, 计算公式为:

$$d = \| \mathbf{H} \mathbf{X}_i - \mathbf{X}_i' \| \quad (17)$$

主要步骤为: ① 随机抽取 4 对匹配点对, 并计算其所对应的单应矩阵的初始值; ② 利用单应矩阵的初始值计算所有匹配点对的投影误差, 若误差小于所设定的阈值 t , 则判断其为内点, 反之则为外点, 并记录该单应矩阵所对应的内点数量 n ; ③ 重复步骤①、②, 当达到指定的迭代次数或 n 满足阈值时, 停止迭代; ④ 找到 n 值最大时所对应的单应矩阵即为最优单应矩阵, 其所对应的内点集合即为剔除误匹配后的最终匹配点对。

3 实验结果与分析

为验证本文所提出方法的实际匹配效果, 选取 4 组 UAV 影像进行匹配实验, 从粗匹配、精匹配和整体匹配效果 3 个方面进行综合评估和分析其性能。

本文实验平台为 Python 3.10.4 和 OpenCV 4.5.5, 运行环境采用 Intel(R) Core(TM) i7-10750H, 2.60 GHz, 内存 16 GiB, 64 位 Win 10 系统的笔记本电脑。

本文所选择的 UAV 影像拍摄于徐州市某区域, 相机焦距 35 mm, 航高 350 m, 原始影像分辨率像素大小为 8192×5460 , 在进行特征点提取前采样像素大小为 1146×764 。

4 组影像均为同一架次所拍摄的前后影像, 如图 3 所示。



(a) 实验1影像对



(b) 实验2影像对



(c) 实验3影像对



(d) 实验4影像对

图 3 实验影像

图 3 中:实验 1 影像对为无人机悬停时镜头旋转一定角度所拍摄的 2 幅影像,具有较高的影像重叠度;实验 2 和实验 3 影像对为无人机沿直线飞行时所拍摄的重叠度为 70% 的两幅影像;实验 4 影像对为无人机沿直线飞行时所拍摄的重叠度为 50% 的两幅影像;同时,4 组影像对中的纹理和轮廓信息含量不同。因此,本文实验可用于验证该方法在不同影像重叠度和不同轮廓信息含量的情况下的表现。

3.1 特征点提取实验结果对比分析

以实验 3 影像对为例,2 组实验分别使用传统 SIFT 算法和本文改进的特征点提取方法进行特征点的提取,再统一采用本文所提出的多约束匹配方法进行特征点的匹配。本实验可验证改进的特征点提取方法所新增的特征点是否有效,实验结果见表 2 所列,从表 2 可以看出,本文改进的特征点提取方法能够增加一定的正确匹配点对数量,且这些新增的匹配点对质量较高,提升了匹配的精度。

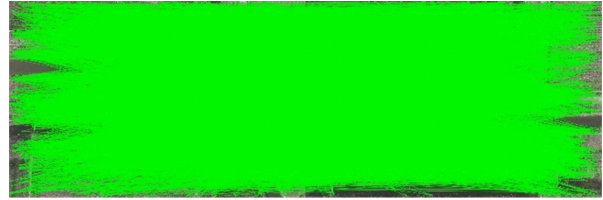
表 2 特征点提取实验结果对比

评价指标	SIFT+多约束匹配	本文方法
RANSAC 剔除前匹配对数	114	150
RANSAC 剔除后匹配对数	103	138
匹配精度/像素	1.298	1.165
时间/s	1.59	1.72

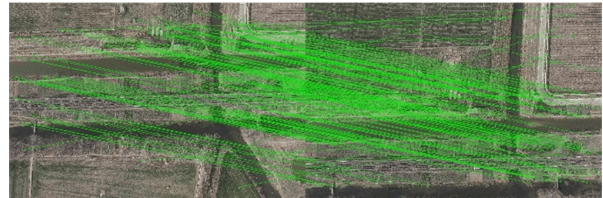
3.2 粗匹配实验结果对比分析

以实验 3 影像对为例,先使用本文所提出的改进特征点提取方法对 2 幅影像进行特征点提取,再分别使用暴力匹配算法和本文粗匹配方法进行粗匹配实验测试,粗匹配实验结果对比如图 4 所示。

从图 4 可以看出,本文由于采用 NNDR、双向约束和余弦相似度约束的粗匹配约束融合方法,能够大量剔除误匹配,提高特征匹配的正确率,但仍存在一部分误匹配需在精匹配过程中进一步剔除。



(a) 暴力匹配算法



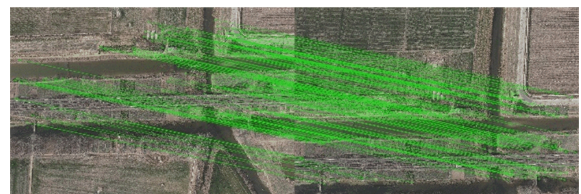
(b) 本文粗匹配方法

图 4 粗匹配实验结果对比

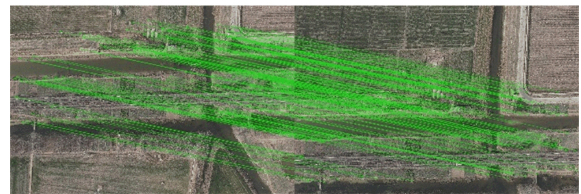
3.3 精匹配实验结果对比分析

以实验 3 影像对为例,2 组实验在同样使用本文的粗匹配约束融合方法之后,再分别使用 RANSAC 算法计算单应矩阵和本文精匹配方法进行精匹配实验测试。精匹配实验结果对比情况如图 5 所示,具体数值对比见表 3 所列。

从图 5 和表 3 可以看出,由于本文采用基础矩阵和单应矩阵双重约束的精匹配方法,相对于传统的精匹配方法只采用 RANSAC 算法的方式计算单应矩阵来进行约束匹配,能够在保证正确匹配点对数量的同时,剔除更多误匹配,从而提高影像配准精度,且在运算时间方面也没有较大幅度的增加。



(a) RANSAC算法+单应矩阵



(b) 本文方法

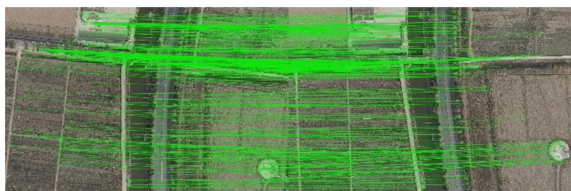
图 5 精匹配实验结果对比

表 3 精匹配实验结果数值对比

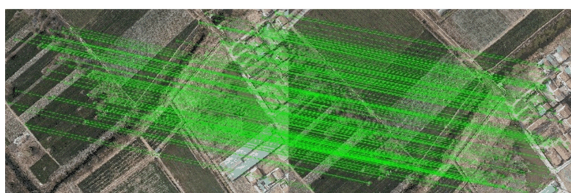
评价指标	RANSAC+单应矩阵	本文方法
粗匹配对数	179	179
精匹配对数	135	138
匹配精度/像素	1.262	1.165
时间/s	1.65	1.72

3.4 整体匹配效果综合分析

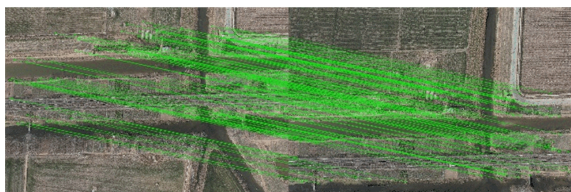
为了验证本文方法的整体匹配效果,采用 3 种算法分别对 4 组影像进行实验测试。本文方法的特征点匹配结果如图 6 所示,从图 6 可以看出,本文方法的特征点数量适中、分布较为均匀,整体匹配效果较好。



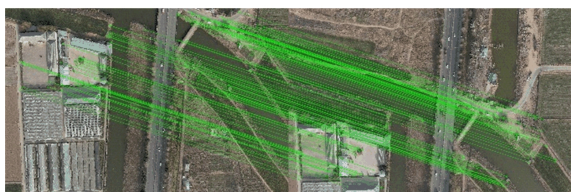
(a) 实验1



(b) 实验2



(c) 实验3



(d) 实验4

图 6 本文方法匹配结果

为了对本文方法的整体性能进行定量分析,下面采用匹配正确率(correct matching rate, CMR)、均方根误差(root mean square error, RMSE)及运算时间 t 这 3 个指标对匹配效果进行综合分析评估,其计算公式为:

$$R_{\text{CMR}} = n/N \quad (18)$$

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|(x_i, y_i) - P(x'_i, y'_i)\|^2} \quad (19)$$

其中: n 为正确匹配点对数量; N 为所有匹配点对数量; (x_i, y_i) 为参考影像中特征点的坐标; $P(x'_i, y'_i)$ 为待匹配影像中对应特征点经单应矩阵进行转换后的坐标。CMR 值越大表示匹配正确率越高, RMSE 值越小表示匹配精度越高。

不同算法特征匹配结果对比见表 4 所列,不同算法匹配正确率对比见表 5 所列。从表 4、表 5 可以看出,本文方法所获得的正确匹配点对数较 SIFT 算法少了约 21%,而较 ORB 算法则多了许多,但在匹配正确率方面,本文方法均比其他算法有不同程度的提升。这主要是由于本文方法在原 SIFT 算法的基础上,采用了多约束匹配融合方法,使得本文方法能够剔除更多的误匹配,因而获得更高的匹配正确率。再结合表 2 分析可知,虽然本文方法的正确匹配点对数量较 SIFT 算法少,但本文改进的特征点提取方法能够有效提高特征点的质量。其中实验 1 和实验 2 的效果较好,分析其原因主要是:其影像对具有较多的轮廓信息和较高的影像重叠度,能提取到更多的特征点和匹配点对。而在轮廓信息较少的实验 3 和影像重叠度较低实验 4 中,本文方法也较为稳定,能够取得约 90% 的匹配正确率。

表 4 不同算法 RANSAC 剔除前、后特征匹配对数对比

实验编号	SIFT		ORB		本文方法	
	剔除前	剔除后	剔除前	剔除后	剔除前	剔除后
1	368	352	188	160	276	274
2	315	285	102	83	216	208
3	180	163	74	61	150	138
4	167	135	38	23	123	110

表 5 不同算法 CMR 对比 %

实验编号	SIFT	ORB	本文方法
1	95.65	85.11	99.28
2	90.48	81.37	96.30
3	90.55	82.43	92.00
4	80.84	60.53	89.43

不同算法匹配精度对比见表 6 所列。从表 6 可以看出,本文方法的匹配精度均高于其他算法,较 SIFT 算法提升了约 14%,比 ORB 算法提升了约 33%。再结合表 4 进行综合分析可知,本文方法虽然获得的正确匹配点对数少于 SIFT 算法,但由于剔除了更多的错误匹配,提高了匹配点对的质量,使得匹配精度得到了一定的提升。

表 6 不同算法匹配 RMSE 对比

实验编号	SIFT	ORB	本文方法
1	0.724	1.176	0.657
2	1.311	1.351	1.181
3	1.366	1.831	1.165
4	1.646	2.073	1.306

不同算法匹配时间对比见表 7 所列。从表 7 可以看出,本文方法的运算时间较 SIFT 算法增加了约 15%,这是由于本文方法是在 SIFT 算法的基础上,增加了 Scharr-ORB 算法来获取更多特征点以及增加了多约束匹配融合方法来剔除更多误匹配,因此导致了运算时间有一定程度的增加,但也基本满足要求,在后续的研究中仍需继续对运算速度进行改进。

表 7 不同算法匹配时间对比 单位:s

实验编号	SIFT	ORB	本文方法
1	1.38	1.08	1.64
2	1.52	1.15	1.75
3	1.56	1.13	1.72
4	1.39	1.06	1.59

4 结 论

为了提高 SIFT 算法提取特征点的稳定性和匹配精度,本文提出一种基于改进 SIFT 和多约束的无人机影像匹配方法。实验结果表明,本文方法在 SIFT 算法的基础上,能够在特征点提取阶段利用图像轮廓信息快速提取出更多的特征点,并且在匹配阶段通过多约束条件融合的方法剔除更多的误匹配,从而提高了算法的匹配正确率和匹配精度,能够较好地适用于无人机影像的匹配。另外,由于本文方法在运算时间上有一定程度的增加,后续考虑在此方面进行进一步的研究。

[参 考 文 献]

- [1] 李德仁,李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2014,39(5):505-513,540.
- [2] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60:91-110.
- [3] 严春满,郝有菲,张迪,等. 混合特征下最优阈值预测的图像匹配[J]. 计算机工程与科学,2019,41(10):1803-1808.
- [4] 郑昊. 基于改进 SIFT 算法的图像匹配研究[D]. 淮南:安徽理工大学,2020.
- [5] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986(6):679-698.
- [6] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN: a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision,1997,23(1):45-78.
- [7] 陆可,郑伯桢,卢春盛,等. 基于数学形态学改进的无人机影像配准算[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2021,44(10):1406-1412,1419.
- [8] 王泉. 无人机光学遥感图像配准方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2020.
- [9] 李瑞祥,赵海涛,葛小三,等. 多匹配策略融合的无人机影像匹配方法[J]. 测绘科学,2021,46(3):87-95.
- [10] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [11] 成怡,朱伟康,徐国伟. 基于余弦相似度的改进 ORB 匹配算法[J]. 天津工业大学学报,2021,40(1):60-66.
- [12] 王晓红,邓仕雄,何志伟,等. 结合 SURF 算法和单应性矩阵的无人机影像匹配[J]. 测绘通报,2018(7):38-42.
- [13] 王斯正. 基于尺度不变性的图像特征提取方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2014.
- [14] 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.
- [15] 李城,王仁礼,王成港,等. 改进 MSAC 估计 F 与 H 矩阵在匹配点中的提纯[J]. 测绘通报,2018(4):104-107,140.
- [16] 唐琪博,侯守明. 基于改进的 ORB 算法与姿态估计的跟踪注册方法研究[J]. 计算机应用研究,2016,33(12):3905-3908.
- [17] ZHANG Z. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review[J]. International Journal of Computer Vision,1996,27(2):161-195.
- [18] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//Computer Vision-ECCV 2006:9th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer,2006:430-443.
- [19] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: binary robust independent elementary features[C]//Computer Vision-ECCV 2010: 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer,2010:778-792.

(责任编辑 吴 亮)