

# 改进 SIFT 算法结合两级特征匹配的无人机图像匹配算法

邵进达<sup>1</sup> 杨 帅<sup>1</sup> 程 琳<sup>2</sup>

(南京工业大学测绘科学与技术学院 南京 210000)<sup>1</sup> (东南大学交通学院 南京 210096)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对无人机航拍图像匹配过程中所需时间长、成本高、计算量大的问题,提出一种几何代数法(Geometry Algebra,GA)和尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform,SIFT)结合的无人机图像匹配算法,以实现图像的快速特征提取和特征匹配。首先利用 GA 算法和 SIFT 算法进行特征点的检测及描述;接下来进行两级特征匹配,即先使用快速最近邻搜索包(Fast Library for Approximate Nearest Neighbors,FLANN)算法对特征点进行粗匹配,再根据改进的随机抽样一致算法(Random Sample Consensus,RANSAC)来优化匹配结果。实验结果表明,与传统的图像匹配方法相比,提出的算法可以准确地定位更多的特征点,极大地提高了图像对准过程的速度,并且可以为大型无人机图像匹配节省大量时间。

**关键词** 无人机图像匹配,几何代数法,SIFT 算法,FLANN 粗匹配,改进 RANSAC 算法

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.048

## UAV Image Matching Algorithm Based on Improved SIFT Algorithm and Two-stage Feature Matching

SHAO Jin-da<sup>1</sup> YANG Shuai<sup>1</sup> CHENG Lin<sup>2</sup>

(College of Geomatics Science and Technology,Nanjing Tech University,Nanjing 210000,China)<sup>1</sup>

(School of Transportation,Southeast University,Nanjing 210096,China)<sup>2</sup>

**Abstract** Aiming at the problems in the matching process of UAV aerial images,such as long time,high cost and large amount of computation,this paper proposed an UAV image matching algorithm based on scale invariant feature transform scale invariant feature transform(SIFT) algorithm and geometrical algebraic method geometry algebra(GA) to achieve fast image feature extraction and feature matching. Firstly,the feature points are detected and described by using GA method and SIFT algorithms. Then,two-level feature matching is performed,fast library for approximate nearest neighbors (FLANN) algorithm is used to pre-matching the feature points and matching results is optimized according to the improved random sample consensus(RANSAC) algorithm. Experimental results show that compared with traditional image matching algorithm,the proposed algorithm can locate more feature points accurately and improve the speed of image alignment process greatly,and it can save a lot of time for image matching of large drones.

**Keywords** UAV image matching,Geometry algebra,SIFT algorithm,FLANN rough matching,Improved RANSAC algorithm

目前,无人机在军事、农业监测和城市安全区域监测等领域得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。利用无人机拍摄到的图像通常存在覆盖范围小、旋转角度变化大、容易发生畸变等问题,因此需要使用图像处理技术对图像进行处理<sup>[3]</sup>。图像匹配是应用较为广泛的图像处理技术之一。图像匹配分为两大类,即基于灰度的图像匹配和基于特征的图像匹配<sup>[4]</sup>。文献[5]首先根据 Forstner 算法对角点进行定位,再根据 SIFT 算法进行特征匹配,但该算法并不能使匹配的特征点数有较程度的提升。文献[6]提出一种利用信息熵结合 SIFT 算法的图像匹配算法,根据截取熵值建立图像之间的关系,再利用 SIFT 算法进行图像匹配。该算法能够提高图像匹配的实时性,但由于采

用了分割操作,容易导致匹配精度下降。文献[7]将 Hu 矩阵应用于图像匹配中,提高了匹配的准确性。文献[8]利用 SURF 算法实现 UAV 的图像匹配,并指出了 SURF 算法在角点的获取过程中存在的劣势。文献[9]将 SURF 算法以及 RANSAC 算法相结合,可以在图像的灰度变化较大的情况下得到较好的匹配结果。文献[10]提出一种改进的 SURF 算法,并与 RANSAC 算法一起进行图像匹配。该算法可以降低迭代次数,缩短图像匹配用时。

本文提出了一种 SIFT 算法结合几何代数法(GA)<sup>[11]</sup>的无人机图像匹配算法,实现了快速特征提取和特征匹配。该算法利用 SIFT 算法和 GA 算法实现特征的提取,然后根据最

收到日期:2018-05-21 返修日期:2018-07-17 本文受国家自然科学基金项目(51378119)资助。

邵进达(1963—),男,硕士,副教授,主要研究方向为 GIS 应用,E-mail:605728465@qq.com(通信作者);杨 帅(1991—),男,硕士生,主要研究方向为摄影测量、影像匹配算法;程 琳(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为交通规划、优化理论与方法。

近邻匹配算法对图像进行粗匹配,再利用改进的随机抽样一致(RANSAC)算法进行图像的精确匹配,以剔除错误的匹配点。

## 1 特征点描述

### 1.1 基于 SIFT 的特征提取算法

David G Lowe 提出了尺度不变特征变换(SIFT)算法,该方法对图像的旋转、尺度和视点变化是鲁棒、高效的。SIFT 算法非常适用于灰度图像特征检测。SIFT 算法的过程可以简要描述如下。

(1)检测高斯差分(DoG)尺度空间中的局部极值点,即将输入图像  $f(x,y)$  与具有不同尺度  $k_s$  的高斯滤波器  $G(x,y,k_s)$  进行卷积,以获得尺度空间  $L(x,y,k_s),k=1,\dots,N$ 。然后,利用式(1)就可以得到 DoG 尺度空间。

$$m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2} \quad (2)$$

$$\theta(x,y)=\arccos\left(\frac{(L(x+1,y)-L(x-1,y))\cdot(L(x,y+1)-L(x,y-1))}{|(L(x+1,y)-L(x-1,y))|\cdot|(L(x,y+1)-L(x,y-1))|}\right) \quad (3)$$

传统的 SIFT 算法仅能处理单通道图像或灰度图像。当在多光谱图像中提取 SIFT 特征时,其不能保持光谱不变性或颜色不变性。因此,近年来已经提出了许多用于检测或描述彩色图像 SIFT 特征的算法。文献[12]提出了一种完全仿射不变的图像 ASIFT 特征提取方法,该方法通过使用一种新框架,可以从不同视角获取两幅图像的参数。文献[13]研究了一种基于迭代框架和局部特征检测器的新型图像匹配算法,它可以显著增加匹配对的数量和匹配精度。文献[14]提出了一种针对不同视角图像的新型匹配框架,这种方法虽然可以很好地求解匹配函数,但需要更长的匹配时间。

上面提到的改进 SIFT 算法可以很好地处理彩色图像匹配问题,但是不能从多光谱图像(例如来自无人机的图像)中提取特征。为了使所提出的算法能够处理多光谱图像,本文将几何代数法(GA)应用于图像匹配问题中。

### 1.2 几何代数法

GA 方法可以不使用坐标信息来进行计算,降低了计算复杂度,并提高了计算的有效性。该方法在物理学和计算机视觉领域中得到广泛应用<sup>[15]</sup>。定义  $G_n$  为具有正交基的  $n$  维几何代数,如式(4)所示:

$$x=x_0+\sum_{i=1}^n x_i e_i \quad (4)$$

其中,  $x_1, x_2, \dots, x_n \in R$ 。显然,如果  $n>1$ ,则  $G_n$  不可交换。基  $e_1, e_2, \dots, e_n$  包含以下性质:

$$e_i e_j = -e_j e_i, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$e_i^2 = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$e_i \cdot e_j = \frac{1}{2}(e_i e_j + e_j e_i) = \delta_{ij}, i, j = 1, 2, \dots, n$$

对于参数  $x$  和  $y$ ,定义几何积:

$$x y = x \cdot y + x \wedge y \quad (6)$$

其中,  $x \cdot y$  是内积,  $x \wedge y$  是外积。

由于  $G_n$  不可交换,因此更改  $x$  和  $y$  的顺序将得到以下结果:

$$y x = y \wedge x + y \cdot x = -x \wedge y + x \cdot y \quad (7)$$

显然,几何积既不完全对称,也不完全非对称。GA 给出

$$D(x,y,\sigma)=(G(x,y,k_s)-G(x,y,\sigma))\otimes f(x,y)$$

$$=L(x,y,k_s)-L(x,y,\sigma) \quad (1)$$

其中,  $D(x,y,\sigma)$  是高斯图像的差分,  $G(x,y,\sigma)$  是高斯滤波器,  $L(x,y,\sigma)$  是尺度空间的尺度。

(2)选择符合要求的局部极值点来定位关键点,把 DoG 空间中不同尺度下稳定性较高的候选点标记为关键点。

(3)基于局部图像梯度方向,将一个或多个方向分配给每个关键点位置。之后所有的操作都是针对图像数据进行的,这些图像数据是根据相对于每个特征的指定方向、尺度和位置变换得到的。

(4)生成关键点描述符。使用梯度大小  $m(x,y)$  和方向  $\theta(x,y)$  作为描述符中的基本元素,分别表示为:

两个向量之间的完整数学关系。GA 方法中的点对象通常被称为  $c$  向量。每个多向量由一个  $k$  级向量组成。因此,  $G_n$  中的多向量可以表示为:

$$M = \sum_A \alpha_A e_A$$

$$= \alpha_0 + \sum_{i_1} \alpha_{i_1} e_{i_1} + \sum_{i_1 i_2} \alpha_{i_1 i_2} e_{i_1 i_2} + \dots + \sum_{i_1 \neq i_2 \neq \dots \neq i_n} \alpha_{i_1 i_2 \dots i_n} e_{i_1 i_2 \dots i_n}$$

$$A \in \{0, \oplus_{i_1} i_1, \oplus_{i_1 \neq i_2} i_1 i_2, \dots, \oplus_{i_1 \neq i_2 \neq \dots \neq i_n} i_1 i_2 \dots i_n\} \quad (8)$$

本文中,向量  $x$  可以被看作两个分量的总和。假设  $x$  的两个分量中的一个垂直于  $a \wedge b$  的平面,则通过计算  $\frac{(x \wedge b \wedge c)}{(a \wedge b)}$  可以得到  $x$  的这个分量值。很明显,使用 GA 方法能够使高维空间中的计算更简单。

### 1.3 多光谱图像的 GA-SIFT 算法

本节将 GA 方法应用于 SIFT 框架,提出了 GA-SIFT 方法,并详细介绍了多光谱图像的 GA-SIFT 过程。该算法的主要思想是利用 GA 方法获得多光谱图像的新尺度空间,然后基于 GA 中多光谱图像的代表来检测特征点。

#### 1.3.1 GA 中多光谱图像的代表

设  $f(x,y)$  为多光谱图像。根据文献[16],  $f(x,y)$  可表示为:

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^n f_i(x,y) e_i \quad (9)$$

其中,  $f_i(x,y)$  表示  $f(x,y)$  的第  $i$  个通道图像,  $(x,y)$  表示二维坐标,  $n$  表示多光谱图像的维数。我们可以把一张普通的彩色图像看作一张三通道的多光谱图像。在 GA 中,  $f(x,y)$  可以用下面的表达式来表示:

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^3 f_i(x,y) e_i \quad (10)$$

其中,  $f(x,y)$  是要进行匹配的彩色图像,  $f_i(x,y)$  是  $f(x,y)$  的第  $i$  个颜色通道。通常,使用 RGB(红色、绿色和蓝色)、HSI(色调、饱和度和强度)和 HSV(色调、饱和度和亮度)等颜色空间来表示彩色图像。其中,RGB 空间的使用最广泛。在本研究中,RGB 空间可以用三维空间中的立方体来表示。

由式(9)可知,多光谱图像包含两种信息,分别是空间信

息和光谱信息。其中,空间信息又可以表示成坐标 $(x, y)$ 的形式,光谱信息可以用光谱空间中的 $n$ 维坐标表示。为了利用图像数据的颜色和空间信息,可以将具有 $n$ 个通道的多光谱图像视为在 $n+2$ 维光谱-空间GA中的流形嵌入。

光谱空间GA用 $G_{n+2} \cdot R_{SpecSpat}^{n+2}$ 表示,相应的GA用 $R_{SpecSpat}^{n+2}$ 表示,可以把它表示为:

$$\begin{aligned} R_{SpecSpat}^{n+2} &= R_{SpecSpat}^2 \otimes R_{SpecSpat}^n \\ &= (R_{Spat1}^1 e_1^{Spat} + R_{Spat2}^1 e_2^{Spat}) + (R_{Spec1}^1 e_1^{Spec} + \\ &R_{Spec2}^1 e_2^{Spec} + \dots + R_{Specn}^1 e_n^{Spec}) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\otimes$ 是GA空间中张量输出的符号, $R_{Spec}^n$ 是基于 $e_i$ 形成的GA的谱空间( $i=1, 2, \dots, n$ ), $R_{SpecSpat}^2$ 是GA中的坐标空间。 $R_{SpecSpat}^2$ 的坐标由 $(x, y; f_1, f_2, \dots, f_n)$ 表示。通常情况下,式(1)得到的是空间坐标 $(x, y)$ 和光谱坐标 $(f_i)$ 的混合空间。

图像照明的变化会显著影响特征提取的性能,因此,可以通过消除照明亮度并仅从色度项提取特征点。

### 1.3.2 卷积

传统SIFT的步骤包括尺度空间极值检测、关键点局部化、方向分配、关键点描述,其中,在尺度空间 $(L(x, y, r))$ 中搜索关键点。然而,传统的卷积运算和传统的高斯滤波不能直接应用于 $G_{n+2}$ 。本文提出一种新的高斯滤波并将其应用于无人机图像拼接中。

对于 $n$ 维向量, $G_{n+2}$ 空间中卷积的定义可以表示为:

$$v_n(r) = \iiint_{\Omega} Q_n(\xi) V(r-\xi) d\xi \quad (12)$$

其中, $Q_n(n)$ 和 $V(r D n)$ 是空间 $\Omega$ 中的两个 $n$ 维向量, $Q_n(n)$ 和 $V(r-\xi)$ 的乘积是几何乘积。空间 $G_{n+2}$ 中的两个多向量的卷积可以简化为以下形式:

$$v_n(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} (Q_n(x, y) V(x-i, y-j)) \quad (13)$$

其中, $Q_n(x, y)$ 和 $V(x, y)$ 是空间中的两个 $n$ 维多向量, $Q_n(x,$

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{(|L_c(x+1, y, \Sigma) - L_c(x-1, y, \Sigma)|)^2 + (|L_c(x, y+1, \Sigma) - L_c(x, y-1, \Sigma)|)^2} \\ \theta(x, y) &= \arccos\left(\frac{(L_c(x+1, y, \Sigma) - L_c(x-1, y, \Sigma)) \cdot (L_c(x, y+1, \Sigma) - L_c(x, y-1, \Sigma))}{(|L_c(x+1, y, \Sigma) - L_c(x-1, y, \Sigma)|) \cdot (|L_c(x, y+1, \Sigma) - L_c(x, y-1, \Sigma)|)}\right) \end{aligned} \quad (18)$$

根据以上分析,本文提出的GA-SIFT算法的步骤如下:

(1)用式(12)表示GA中的输入多光谱图像 $f(x, y)$ ,用多向量表示多光谱图像中的每个像素。

(2)去除图像的亮度部分,并保留色度图像 $f_{ch}(x, y)$ 。

(3)在GA中,根据式(15)一式(17),使用卷积和高斯滤波器获得 $f_{ch}(x, y)$ 的尺度空间 $L_c$ 和GA-DoG。

(4)利用式(18)找到GA-DoG图像的局部最小/最大值,并将其作为关键点。

(5)使用GA方法来描述检测到的特征点。

## 2 特征匹配

根据以上分析提取到特征点之后,可以使用FLANN算法首先对特征点进行粗匹配,再使用改进的RANSAC方法剔除粗匹配过程中产生的误匹配点,以实现图像的精确匹配。

### 2.1 特征点粗匹配

常用的二维特征点匹配算法有两种,分别是FLANN匹配算法和Brute Force匹配算法<sup>[18]</sup>。虽然Brute Force匹配算

法和 $V(x, y)$ 的积是几何积, $(x, y)$ 是坐标。在离散空间中, $G_{n+2}$ 中两个多向量的卷积可推导为:

$$v_n(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} (Q_n(x, y) V(x-i, y-j)) \quad (14)$$

灰度图像的尺度空间是由图像和不同尺度的高斯滤波器卷积产生的<sup>[17]</sup>。因此,通过使用多光谱图像和高斯滤波器的卷积来获得多光谱图像的尺度空间。然而,传统的高斯滤波器不能应用于多光谱图像。因此本文提出了以下新的高斯滤波器:

$$G_{n+2}(x, y, \Sigma(i)) = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{2\pi(\Sigma(i))^2} \exp\left(-\frac{(x^2+y^2)}{2(\Sigma(i))^2}\right) \right) e_i \quad (15)$$

其中, $\Sigma(i)$ 表示离散函数,它的值为 $\Sigma(i) = \sigma_i, 0 \leq i \leq n$ ,而且 $\sigma_i$ 表示第 $i$ 个滤波器的标准差。在 $G_{n+2}$ 中,根据式(15)得到高斯卷积核为:

$$G_{n+2} = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} & \dots & g_{1N} \\ g_{21} & g_{22} & \dots & g_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{M1} & g_{M2} & \dots & g_{MN} \end{pmatrix} \quad (16)$$

通过多光谱图像与 $G_{n+2}$ 中的高斯滤波器 $G_{n+2}(x, y, \Sigma)$ 的卷积运算可以生成多光谱图像的尺度空间。多光谱图像 $f(x, y)$ 和 $G_{n+2}$ 中的高斯滤波器 $G_{n+2}(x, y, \Sigma)$ 的单侧卷积为:

$$G_{n+2}(x, y, \Sigma) \otimes f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (G_{n+2}(i, j, \Sigma) f(x-i, y-j)) \quad (17)$$

可以用方向来表示特征点描述符,其原因在于可以相对于方向来表示特征点描述符。给定位于高斯图像 $L_c(x, y, R)$ 的特征点,通过下式计算其相邻像素的梯度大小 $m(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$ 。

法能够找到最佳的匹配结果,但是该算法耗时较长。而FLANN匹配算法是一种近似匹配算法,其运行时间较短,因此本文采用FLANN匹配算法进行粗匹配。此外,为了使匹配结果更加高效,本文将K最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)<sup>[19]</sup>算法加入到FLANN匹配算法中,选择与当前点间的距离最近的 $n$ 个点,经过多次测试发现,当 $n=3$ 时可以获得最佳效果。

### 2.2 利用改进的RANSAC算法进行精确匹配

#### 2.2.1 RANSAC算法

经过粗匹配后会出现特征点的误匹配,为了消除误匹配带来的误差,学者们提出RANSAC算法<sup>[20]</sup>来选择正确匹配。RANSAC算法是一种很好的鲁棒估计过程,它使用最小的一组随机采样的对应关系来估计图像变换参数,并确定与匹配点一致性最佳的解。RANSAC算法的原理是依据迭代算法从参考模型中选取样本集合,然后从含有大量局外点的样本集合中找出性能更加优异的参数模型,并且该模型要包含尽量多的内点。其中,适用于数据集的模型点被称为内点,其余

的被称为外点。在 RANSAC 算法中,单应矩阵  $H$  (Homography Matrix)<sup>[21-22]</sup>必不可少,利用该矩阵可以实现图像间坐标的变换,且这个过程可以用向量  $B_i = HA_i$  来表示。假设图像  $A$  中点的坐标表示为  $(x_a, y_a)$ ,图像  $B$  中点的坐标为  $(x_b, y_b)$ ,则它们进行单应矩阵变换的公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中,  $h_0 - h_7$  表示 8 个参数,这些参数根据图像间的关系才能确定下来,即要在两幅图像上各选取 4 个特征点进行计算。当提取的特征点数量较多,并且这些特征点间的关联匹配程度很小时,RANSAC 算法的计算量会极大地增加,从而影响匹配效率和正确率。在 RANSAC 算法中,可以根据式(20)计算其运行时间:

$$t_{ransac} = n(t_e + t_c) + n(m * t_T) \quad (20)$$

其中,  $n$  表示样本选择次数,  $t_c$  表示一次样本选择所用的时间,  $t_e$  表示利用单个样本模型计算参数所用的时间,  $m$  表示样本个数,  $t_T$  表示判定是否是内点的时间。

### 2.2.2 改进 RANSAC 算法

由前文可知,利用 RANSAC 算法能够实现图像匹配,但它在运行过程中会出现计算量大、耗时较长等问题。因此,本节提出一种改进的 RANSAC 算法以提高执行效率。在粗匹配点的基础上,随机选择 4 对不在同一条直线上的匹配点对,并计算出  $H$  以及匹配点之间的距离  $d$ 。接下来,根据最近邻算法,计算出匹配点距离中最近距离  $d_{最近}$  和次近距离  $d_{次近}$  的比值,并将得到的比值由大到小分为 4 组。在比值最小的组中,任选出 4 组匹配点对,如果选取的 4 对匹配点对中内点的个数大于 2,则保留该次选择,并对剩余的匹配点对再次执行上述操作。改进的 RANSAC 算法的流程如图 1 所示。

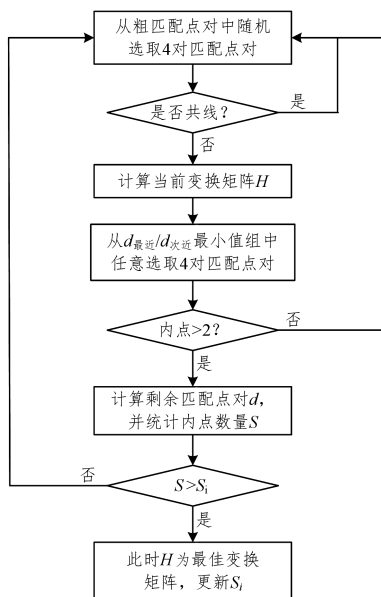


图 1 改进的 RANSAC 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved RANSAC algorithm

### 2.3 本文算法

综上所述,本文提出的图像匹配算法的流程如图 2 所示。

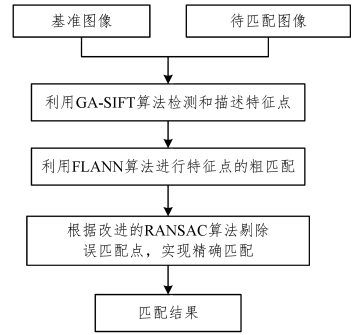


图 2 本文算法流程图

Fig. 2 Flow chart of proposed algorithm

## 3 实验分析

### 3.1 实验数据

选取来自无人机拍摄的四川省某地区的图像进行实验,其中原始图像的像素是  $4224 \times 2368$ 。为了减小高图像像素的影响并节省图像处理时间,把原始图像的像素转换为  $528 \times 396$ 。图像拼接实验的环境为 Windows 7 系统,在 MATLAB 和 C++ 软件环境下进行实验。实验图像如图 3 所示。

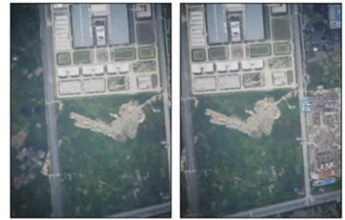


图 3 实验图像

Fig. 3 Experimental images

### 3.2 实验结果与分析

分别利用本文算法和传统的 SIFT 算法对图像进行处理,可以得到两种情况下基准图像与待匹配图像的关键特征点,如图 4 和图 5 所示。



(a) 基准图像

(b) 待匹配图像

图 4 基于本文算法实现的关键特征点提取

Fig. 4 Key feature point extraction based on proposed algorithm



(a) 基准图像

(b) 待匹配图像

图 5 基于 SIFT 算法实现的关键特征点提取

Fig. 5 Key feature point extraction based on SIFT algorithm

由从图4和图5可知,与传统的SIFT方法相比,本文方法可以找到更多的特征点,并且利用本文算法得出的两幅图像的关键特征点的分布密度比使用SIFT算法得出的关键特征点的分布密度高,这为下一步特征的匹配提供了有利的条件。

图6和图7给出了两种算法的图像匹配结果。从图7中可以看出,传统的SIFT方法并不能很好地匹配特征点,并且经常匹配到错误的点。而本文算法的匹配错误点明显减少,误匹配点对几乎没有,精度得到极大提高,几乎达到100%,这说明本文算法具有良好的辨别性和鲁棒性。其原因在于本文算法使用了FLANN来实现图像的粗匹配,再根据改进后的RANSAC算法对初次匹配中的误匹配点进行有效剔除,这样能够提高匹配精度,同时增强算法的实时性。

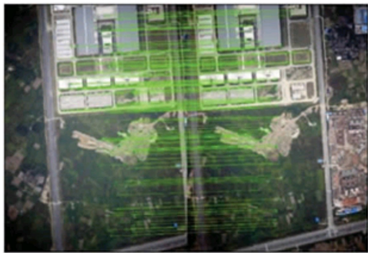


图6 本文算法的图像匹配结果

Fig. 6 Image matching result of proposed algorithm

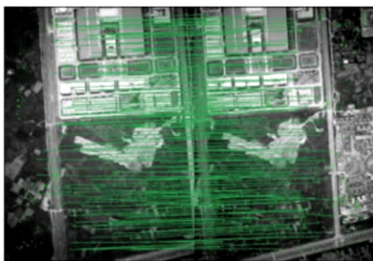


图7 SIFT算法的图像匹配结果

Fig. 7 Image matching result of SIFT algorithm

为了进一步测试本文算法的性能,并与文献[6]、文献[7]提出的算法进行比较,对相同图像进行实验,匹配后的各种算法的数据对比如表1所列。

表1 4种算法的实验数据对比

Table 1 Comparison of experimental data of four algorithms

算法	处理时间/s	特征点数/个	配对数/个	匹配正确率/%
SIFT算法	128.3	637	349	82.7
文献[6]算法	95.7	649	207	90.6
文献[7]算法	61.9	664	31	94.1
本文算法	39.6	682	116	98.4

从表1可知,利用SIFT算法进行图像匹配消耗的时间最长,并且误匹配率也较高。文献[7]算法中的配对个数最少,这是因为文献[7]算法引入了Hu矩阵,导致特征点数目有所减少。本文算法的特征点数相比于文献[7]算法有了较大的提升,并且匹配的正确率也得到极大提高。文献[6]算法的性能比本文算法略差,其匹配正确率能达到90.6%,比本文算法的匹配正确率降低了7.8%。由此可知,本文算法在

获得较高匹配正确率的同时还能减少匹配数,且极大地提高了运行速度。

**结束语** 本文提出了一种几何代数法和尺度不变特征变换相结合的无人机图像匹配算法,实现了无人机图像的快速特征提取和特征匹配。本文算法利用几何代数法获得多光谱图像的新尺度空间,然后基于几何代数法中多光谱图像的表示来检测特征点。与传统SIFT方法相比,本文提出的算法可以提取更多的特征点。此外,本文还提出了改进的RANSAC方法来估计图像变换参数,并确定与数据一致性最佳的解。实验结果表明,与同类型的算法相比,本文算法极大地缩短了图像匹配完成时间,且匹配正确率也有很大提高,具有良好的辨别性和鲁棒性。

## 参考文献

- [1] CHEN Z X, REN J Q, TANG H J, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767. (in Chinese)  
陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
- [2] JIA P Y, PENG X D, ZHOU W G. Research on Autonomous Landing of Quad-rotor UAV [J]. Computer Science, 2017, 44(S2): 520-523. (in Chinese)  
贾配洋, 彭晓东, 周武根. 四旋翼无人机自主移动降落方法研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(S2): 520-523.
- [3] TAN T Z, XIANG Y P. Large-scale image processing implementation under Hadoop platform [J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(4): 976-980. (in Chinese)  
谭台哲, 向云鹏. Hadoop平台下海量图像处理实现[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(4): 976-980.
- [4] BRAGA J R G, VELHO H F C, CONTE G, et al. An image matching system for autonomous UAV navigation based on neural network [C] // International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, IEEE, 2017: 1-6.
- [5] XU J J. Fast image registration method based on Harris and SIFT algorithm [J]. Chinese Journal of Optics, 2015, 8(4): 574-581. (in Chinese)  
许佳佳. 结合Harris与SIFT算子的图像快速配准算法[J]. 中国光学, 2015, 8(4): 574-581.
- [6] YUE X, SHANG Z H, QIANG Z P, et al. Astronomical Image Registration Combining Information Entropy and SIFT Algorithm [J]. Computer Science, 2015, 42(6): 57-60. (in Chinese)  
岳昕, 尚振宏, 强振平, 等. 基于信息熵与SIFT算法的天文图像配准[J]. 计算机科学, 2015, 42(6): 57-60.
- [7] SU P F, HUANG S Q, WANG Y T, et al. An Image Registration Method Based on SIFT and Moment Features [J]. Electronics Optics & Control, 2016, 23(8): 89-91. (in Chinese)  
苏培峰, 黄世奇, 王艺婷, 等. 用图像矩特征描述的SIFT特征SAR图像配准[J]. 光电与控制, 2016, 23(8): 89-91.
- [8] ZHAO J F, DAI Y Z, FAN Y R. Improvement the Fast Splicing of Unmanned Aerial Vehicle Image [J]. Geomatics & Spatial In-

- formation Technology, 2016, 39(9):182-185. (in Chinese)  
赵俊峰,代亚贞,范玉茹. 无人机影像快速拼接改进[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(9):182-185.
- [9] CHEN Y X, SUN Q S, XU H Y, et al. Matching Method of Remote Sensing Images Based on SURF Algorithm and RANSAC Algorithm[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2012, 6(9):822-828. (in Chinese)  
陈艺虾,孙权森,徐焕宇,等. SURF 算法和 RANSAC 算法相结合的遥感图像匹配方法[J]. 计算机科学与探索, 2012, 6(9):822-828.
- [10] LI H Y, ZHANG R Z. An Improved Image Stitching Algorithm Based on SURF Feature Matching[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(1):91-95. (in Chinese)  
李海洋,张睿哲. 一种改进的基于 SURF 特征匹配的图像拼接算法[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(1):91-95.
- [11] MARTINI H, SPIROVA M, STRAMBACH K. Geometric algebra of strictly convex Minkowski planes[J]. Aequationes Mathematicae, 2014, 88(1-2):49-66.
- [12] MOREL J M, YU G. ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison[J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2):438-469.
- [13] YU Y, HUANG K, CHEN W, et al. A Novel Algorithm for View and Illumination Invariant Image Matching [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1):229-240.
- [14] CHEN M, SHAO Z, LI D, et al. Invariant matching method for different viewpoint angle images [J]. Applied Optics, 2013, 52(1):96-104.
- [15] MOHANTY P K, PARHI D R. A new hybrid optimization algorithm for multiple mobile robots navigation based on the CS-ANFIS approach[J]. Memetic Computing, 2015, 7(4):255-273.
- [16] LIU X, TIAN Z, CHAI C, et al. Multiscale registration of remote sensing image using robust SIFT features in Steerable-Domain[J]. Egyptian Journal of Remote Sensing & Space Science, 2011, 14(2):63-72.
- [17] GARG B, SHARMA G K. A Quality-aware Energy-scalable Gaussian Smoothing Filter for Image Processing Applications [J]. Microprocessors & Microsystems, 2016, 45:1-9.
- [18] CHEN X. An Algorithm Development Environment for Problem-Solving[C] // International Conference on Computational Problem-Solving. IEEE, 2010:85-90.
- [19] LI S, YU J X, HAO X H, et al. Probabilistic Threshold Group k-nearest Neighbor Queries Method Based on Uncertain Voronoi Diagram [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(1):44-48. (in Chinese)  
李松,于嘉希,郝晓红,等. 不确定 Voronoi 图的概率阈值组 k 最近邻查询方法[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(1):44-48.
- [20] WU X, ZHAO Q, BU W. A SIFT-based contactless palmprint verification approach using iterative RANSAC and local palmprint descriptors[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(10):3314-3326.
- [21] MOREL J M, YU G. ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison[J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2):438-469.
- [22] WANG Z C, LU Y, XUE L X. Vehicle Video Tracking Based on Adaptive Dichotomy Bounded Partial Correlation Image Match Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2017, 31(6):147-153. (in Chinese)  
王佐成,卢宇,薛丽霞. 基于部分有界互相关图像匹配算法的车辆视频跟踪[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2017, 31(6):147-153.