

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.230627004

一种基于改进 ORB 特征匹配的无人机视觉导航方法*

陈明强, 张 勇, 冯树娟, 周子杨, 解靖涛

(中国民用航空飞行学院 飞行技术学院, 四川 广汉 618307)

摘要:为了解决在全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System)拒止情况下无人机导航能力缺失等问题,提出了一种基于改进快速提取旋转描述子(Oriented FAST and Rotated Brief, ORB)图像特征匹配的无人机视觉导航方法。首先,为了实现无人机的绝对定位,提出了一种特征图像基准数据库构建方法;其次,为提取图像数据集的特征点,采用了一种结合尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)的尺度空间优化 ORB 特征提取算法;最后,为了将图像特征与图像基准数据库快速匹配并提高其匹配精度,提出了一种改进 ORB 特征匹配算法——ORB+GMS+PROSAC 算法。通过在 ArcGIS 中分割图像构建基准数据库并进行实验分析,结果表明,基于 ORB+GMS+PROSAC 特征匹配算法性能显著提升,其中匹配准确率上升 5.05%,匹配时间减少 41.61%,明显优于其他传统特征匹配算法。

关键词:视觉导航;特征提取;特征匹配;ORB

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码
听独家语音释文
与作者在线交流
享本刊专属服务

中图分类号:TN96;V249 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2024)03-0382-08

A UAV Visual Navigation Method Based on Improved ORB Feature Matching

CHEN Mingqiang, ZHANG Yong, FENG Shujuan, ZHOU Ziyang, XIE Jingtao

(School of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: To solve the lack of UAV navigation capability in the case of GNSS-denied, an improved method of UAV visual navigation based on ORB image feature matching is proposed. First, a method for constructing a feature image benchmark database is proposed to achieve the absolute position of UAVs. Secondly, an ORB feature extraction algorithm combined with SIFT scale-space optimization is adopted to extract the feature points of the image dataset. Finally, an improved ORB feature matching algorithm is proposed, which is named ORB+GMS+PROSAC algorithm, to quickly match the image features with the image reference database and improve the matching accuracy. The result shows that the performance of the feature matching algorithm based on ORB+GMS+PROSAC is significantly improved by segmenting images in ArcGIS to construct a benchmark database and conduct experimental analysis. Among them, the matching accuracy rate increases by 5.05%, and the matching time decreases by 41.61%, which is obviously better than other traditional feature matching algorithms.

Key words: visual navigation; feature extraction; feature matching; ORB

* 收稿日期:2023-06-27;修回日期:2023-08-15

基金项目:民航飞行技术与飞行安全重点实验室自主研究项目(FZ2021ZZ06)

通信作者:陈明强 Email:mq_chen@cafuc.edu.cn

0 引言

随着无人机技术的快速发展,无人机现已被广泛应用于军事、搜索救援、农业植保、遥感测绘、环境监测等领域^[1]。然而相对有限的自主导航能力制约了无人机在复杂环境下的运行,目前大部分商用无人机都是基于全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)导航,但是在 GNSS 信号较弱的地方无人机导航存在很大困难。随着计算机视觉快速发展,基于计算机视觉的视觉导航已经成为了无人机自主导航重要组成部分,视觉传感器可以获取极其丰富的环境信息,适用于动态环境感知,且大多数视觉传感器都是无源传感器,因此有着很强的抗干扰能力^[2-3]。在过去一段时间,基于视觉的无人机自主导航技术得到了越来越多的学者关注。其中,Metni 等人^[4]提出一种使用预先录制的图像定义无人机的期望轨迹,从相邻图像间提取出无人机的姿态以及位移变化,但是该方法实时性较差。Wei 等人^[5]提出一种结合特征相似度和几何信息的无人机图像匹配方法,该方法可以快速实现特征匹配,但是在几何信息较差的地方将导致匹配精度降低。Hou 等人^[6]提出一种利用卫星图像的深度学习特征辅助无人机视觉定位的方法,该方法对环境适应性强且定位精度高,但是对无人机机载处理器要求很高,无法适应无人机长距离飞行。Shen 等人^[7]提出了一种基于 RGB-D 的视觉 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping),通过改进快速提取旋转描述子(Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB)算法用于特征提取,提高了实时性,但是该方法适用于室内语义信息丰富的场景,在室外导航精度较低。

通过特征匹配算法将无人机获取的实时图像与含有地理位置信息的基准图像数据库匹配实现无人机的绝对定位,需要对特征点提取以及匹配算法进行改进^[8]。常见的特征提取算法有 Harris 角点提取^[9]、Shi-Tomasi 算法^[10]、尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[11]、加速鲁棒特征(Speeded up Robust Feature)算法^[12]、加速分割测试的特征(Features from Accelerated Segment Test, FAST)算法^[13]、ORB 算法^[14]等。其中 ORB 是一种结合 FAST 和鲁棒的二进制独立描述子(Binary Robust Independent Elementary Feature, BRIEF)^[15]的快速特征提取与描述算法,相比之下,该算法采用 BRIEF 作为特征点描述符,匹配速度非常快,比 SIFT 快两个数量级;该算法使用 FAST 提取特征点,

具备旋转不变性,但尺度不变性较差。采用 ORB 算法进行特征匹配能够有效提升匹配速度,但是存在较多的误匹配,对此,Ding 等人^[16]在特征匹配中引入随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[17],通过计算两个视角间的基础矩阵和优质匹配项,对发现的特征点匹配用图像间极线性约束的方式验证匹配结果,有效剔除了误匹配项,但是匹配效率较低。Bain 等人^[18]提出基于网格的运动统计(Grid-based Motion Statistics, GMS)算法,采用基于网格、运动统计特性的方法,可以快速剔除部分误匹配,提高匹配的准确性,减少了匹配过程中的计算量,但是仍存在少量误匹配点。

为了缩短在特征匹配过程中的图像检索时间,本文提出了一种基于经纬度坐标定义的特征图像基准数据库;为解决无人机在不同高度上特征匹配精度降低的问题,对比了几种主流的图像特征提取方法,提出了一种结合 SIFT 尺度空间优化的改进 ORB 特征提取算法。通过对几种常用的特征匹配算法进行分析,根据各个算法的优点提出一种基于 ORB 改进的 ORB+GMS+PROSAC 特征匹配算法。经过实验测试,该方法能有效降低匹配时间和误匹配率并提升导航精度。

1 改进 ORB 特征匹配算法

ORB 是目前特征匹配中使用较多的算法之一,针对该算法的不足进行改进,以解决无人机飞行过程中特征匹配问题。

1.1 构建图像基准数据库

在三维重建中,常采用一种基于空间的分区表示方法,将三维空间对象定义为连续不相交原语的集合,比如常用的空间分区表示方法空间占用枚举,将三维空间分解为相同的立方体,排列在规则的三维网格中,通过定义相应树状点云集合,实现机器人的快速定位^[19]。传统线性检索方法需要耗费大量时间,为了解决无人机在特征匹配过程中检索时间长的问题,利用无人机飞行过程中采集图像数据相邻两帧之间的连续性,本文提出一种基于经纬度二维网格构建的特征图像基准数据库。

二维网格图像数据集是一种将图像数据进行稀疏化表示的方法,该模型将二维影像地图分割成彼此相互独立的图像,同时基于经纬度网格信息相互关联,当进行图像检索时可以采用网格搜索算法检索近邻图像,缩小检索范围。选定一个采样范围,通过二维网格分割地图构成基准数据库,假设无人机

的位置为 P_{ij} , 使用一个 9×9 检索核检索特征图像库, 可以限定基准数据库的搜索区域, 降低计算量, 减少匹配时间。在无人机飞行过程中选择相邻两帧图像的概率按照大小排列如下:

$$P_{i,j} = P_{i,j+1} > P_{i-1,j} = P_{i+1,j} > P_{i-1,j+1} = P_{i-1,j+1} \quad (1)$$

将图像基准库中的检索结果依次与待匹配图像进行匹配, 直到匹配正确, 则进行下一帧待匹配图像。

1.2 ORB 特征点提取与描述

在构建出基准图像数据库之后, 对图像进行局部特征分析, 提取其中的局部特征。针对遥感图像包含不同尺度上下文信息的特性, 采用单个卷积层可能无法完全捕捉输入图像的空间细节和时间变化, 且 ORB 算法多尺度特性较差, 因此本文提出一种结合 SIFT 尺度空间优化的 ORB 特征提取算法, 通过构建单层多组图像金字塔提取连续多尺度信息特征点, 分两步完成多尺度图像金字塔构建, 首先从原始图像尺寸开始, 每一图层尺寸减少一半得到第一个图层, 第二步先将原始图像尺寸除以 1.5 得到第一幅图像, 然后在这幅图像的基础上每一层尺寸减少一半得到第二个图层, 将两个图层相互交替叠加在一起, 使用 FAST 特征检测器提取每一层图像的特征。

在获取特征点后, 通过构建 BRIEF 特征点描述子可以判断两个相互匹配的特征点是否为同一个, 从而减少错误匹配, 并且描述符可被用于从不同视角下得到的图像之间的匹配, 通过匹配给定对象的几个小特征描述符来解决模糊问题^[14]。ORB 算法在多个尺度下检测特征点, 这些特征点含有方向, 基于这些特征点性质, ORB 描述子通过简单的比较强度值, 提取每个关键点的表征, 一旦从原始图像中检测到有区别的兴趣点, 就需要为每个特征耦合一个局部补丁描述符, 以便在两个或多个图像之间正确有效地建立特征对应关系。采用 BRIEF 特征描述子主要通过随机选取以特征点 P 为中心, 对周围 $S \times S$ 窗口区域进行高斯滤波以减小噪声并二进制赋值, 二进制位 τ 定义为

$$\tau(P; x, y) = \begin{cases} 1, & P(x) < P(y) \\ 0, & P(x) \geq P(y) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P(x)$ 和 $P(y)$ 分别为随机点 $x(u_1, v_1)$ 和 $y(u_2, v_2)$ 的灰度值大小。

在特征点 P 所在窗口选取 n 对像素点, 将 n 对像素点从低位到高位依此组成字符串 $f_n(P)$ 为

$$f_n(P) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(P; x_i, y_i) \quad (3)$$

式中: x_i 和 y_i 分别为 n 对像素点中一对像素点灰度

值的大小。

将特征点兴趣区域的灰度二值化并解析为二进制编码串, 作为该特征点的描述子, 通过比较特征点与周围区域的强度大小判断当前特征点的编码是 0 还是 1, 从而转化为二进制编码, 节省计算机存储空间。

1.3 特征点匹配与错误匹配点剔除

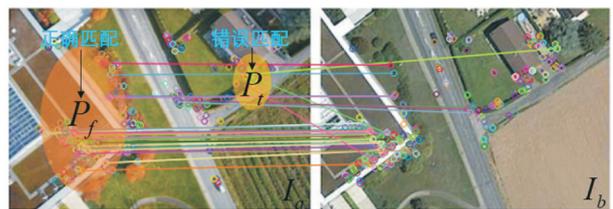
在得到特征点及其描述之后, 采用 GMS 算法进行特征点匹配, 如图 1 为同一地点地球影像图和无人机俯拍视角图的特征点正确匹配和错误匹配结果, 左边为基准图像库中的 I_a , 右边为待匹配图像 I_b , 左右各自有 m, n 特征点, 定义 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 表示图像 I_a 到 I_b 的最邻近匹配, 其中 x_i 表示 p_i 与 q_i 的匹配对, 定义 x_i 的领域为

$$N_i = \{x_j | x_j \in X, x_j \neq x_i, d(p_i, p_j)\} \quad (4)$$

对于图 1 中的区域 a , 用 S_i 表示 x_i 邻域匹配点支持估计量, 则有

$$S_i = |x_i| - 1 \quad (5)$$

式中: -1 表示减去匹配区域 a 中的原始特征。



(a) 同一地点地球影像图 (b) 无人机俯拍视角图

图 1 特征匹配评分模型

Fig. 1 Feature matching scoring model

由于每个特征的匹配都是独立的, 因此 S_i 服从二项分布, 即在匹配区域 x_i 的领域内的匹配数符合:

$$S_i = \begin{cases} B(Kn, P_t), & \text{if } x_i \text{ is true} \\ B(Kn, P_f), & \text{if } x_i \text{ is false} \end{cases} \quad (6)$$

式中: B 表示二项分布; Kn 表示该区域领域内特征点匹配对数量; P_t 和 P_f 分别表示正确和错误匹配被其领域窗口匹配支持的概率; S_i 分布的二项均值和标准差分别为

$$S_i = \begin{cases} m_t = KnP_t, s_t = \sqrt{Knt(1-P_t)}, & \text{if } x_i \text{ is true} \\ m_f = KnP_f, s_f = \sqrt{Knt(1-P_f)}, & \text{if } x_i \text{ is false} \end{cases} \quad (7)$$

GMS 算法中 P 定义为区分正确和错误匹配的能力, 以分数量化为均值差除以标准差之和为

$$p = \frac{m_t - m_f}{s_t + s_f} = \frac{KnP_t - KnP_f}{s_t + s_f} = \frac{KnP_t - KnP_f}{\sqrt{Knt(1-P_t)} + \sqrt{Knt(1-P_f)}} \quad (8)$$

由上式可知 $P \propto \sqrt{Kn}$, 由此可见, GMS 算法可以将匹配数量多的优点通过误匹配剔除以提升匹配准确率。

在得到初始特征点匹配结果之后, 常采用 RANSAC 算法剔除结果中的误匹配点, 但是 RANSAC 需要均匀的从整个集合中采样, 算法运行时间较长, 对此本文提出一种结合渐进采样一致性 (Progressive Sample Consensus, PROSAC) 算法^[20] 的误匹配点剔除方法。PROSAC 算法的原理是通过从持续增大的最佳匹配点集合中进行采样并迭代计算出参数模型, 通过数据点回代剔除不符合模型的误匹配点。该方法相较于 RANSAC 算法具有更高的效率和精度。在得到特征点集 $Kn = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的经纬度坐标之后, 采用基于 K-means 聚类分析改进的中心点计算方法计算中心点 x , 假设点集 P 为一个簇, 对簇内总距离贡献最小的点可确定为中心点, 计算每个数据对簇内总距离贡献值 D_i :

$$D_i = \|x_i - Z_i\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - Z_i|^2} \quad (9)$$

式中: Z_i 为样本中任意一点。

选择贡献值最小的点作为中心点, 其详细步骤如下:

步骤 1 输入数据集 $Kn = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。

步骤 2 初始化数据集, 以数据集中点 $Z_i = x_i (1 < i < n)$ 为中心, 计算 D_i , 取 $D_m = \min\{D_i\}$ 为最小贡献点, 中心点为 D_m 对应的 x_k 。

步骤 3 输出中心点 x_k 位置坐标。中心点 x_k 的坐标为无人机在该帧图像特征匹配结果下的位置坐标。

1.4 像素坐标系与世界坐标系的转换

在完成特征匹配之后, 特征点 $P_{ij} = (u, v)$ 以像素坐标显示, 因此需要将像素坐标与世界坐标进行转换。世界坐标系 $O(x_E, y_E, z_E)$ 与相机坐标系 $O(x_C, y_C, z_C)$ 转换关系如式 (10) 所示:

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} = EM_B \begin{bmatrix} X_E \\ Y_E \\ Z_E \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: M 为相机外部参数,

$$M = \begin{bmatrix} \mathbf{R}(\phi, \theta, \varphi) & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{R}(\phi, \theta, \varphi)$ 为机体坐标与地面坐标的转换矩阵; \mathbf{t} 为相机坐标与地面坐标的平移向量。

图像坐标 $O(x, y)$ 与相机坐标 (x_C, y_C, z_C) 的相互转换如式 (12) 所示:

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

像素坐标系 $O(u, v)$ 与图像坐标系 $O(x, y)$ 的转换关系如图 2 所示。

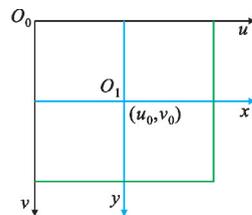


图 2 像素坐标系与图像坐标系的转换

Fig. 2 Conversion between the pixel coordinate system and the image coordinate system

两个坐标的转换公式如下:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = Z_c K \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{dx} & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{dy} & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: K 为相机内参矩阵; (u_0, v_0) 为图像坐标系中心点到像素坐标系中心点的偏移量。

像素坐标系与世界坐标系的转换关系如式 (15) 所示:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = MK \begin{bmatrix} X_E \\ Y_E \\ Z_E \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

根据式 (16) 即可实现像素坐标系到世界坐标系的转换:

$$\begin{bmatrix} X_E \\ Y_E \\ Z_E \\ 1 \end{bmatrix} = Z_c M^{-1} K^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

1.5 本文算法流程

本文算法流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

步骤 1 按照 1.1 节方法, 使用 ArcGIS 分割影

像地图,构建特征图像基准库。

步骤2 通过 1.2 节改进 ORB 特征提取方法提取出基准库中图像特征点以及特征点描述子,并返回特征图像基准库。

步骤3 读取待匹配图像获取图像特征,初始化特征图像基准库,使用 1.1 节中介绍的 9×9 检索核检索基准库。

步骤4 通过改进 ORB+GMS 算法将待匹配图像与检索结果进行特征点匹配。

步骤5 通过 PROSAC 误匹配点剔除算法将匹配结果中匹配错误的点剔除,得到最终匹配结果。

步骤6 按照 1.4 节像素坐标系与世界坐标系转换方法将步骤 5 所得结果的像素坐标转化为世界坐标。

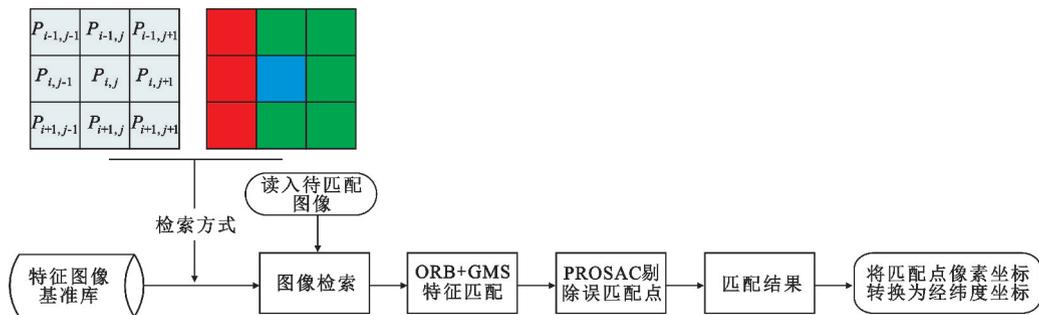


图3 本文算法流程
Fig. 3 Process of the proposed algorithm

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

实验环境如表 1 所示。

表 1 实验环境
Tab. 1 Experimental environment

配置	设置
CPU	Inter(R) Core(TM) i5-8300H CPU @ 2.3GHz
内存	16 GB
操作系统	ubuntu 16.04
OpenCV 版本	4.4.3

2.2 ORB 改进算法验证

为验证方案的有效性,使用国家地理信息公共服务平台天地图球面墨卡托投影影像底图构建基准数据库,级别为 18 级。将影像底图导入 ArcGIS,划定实验区域并参考经纬度坐标系分割影像如图 4 所示,依次读取分割后图像块,构建特征图像基准数据库。

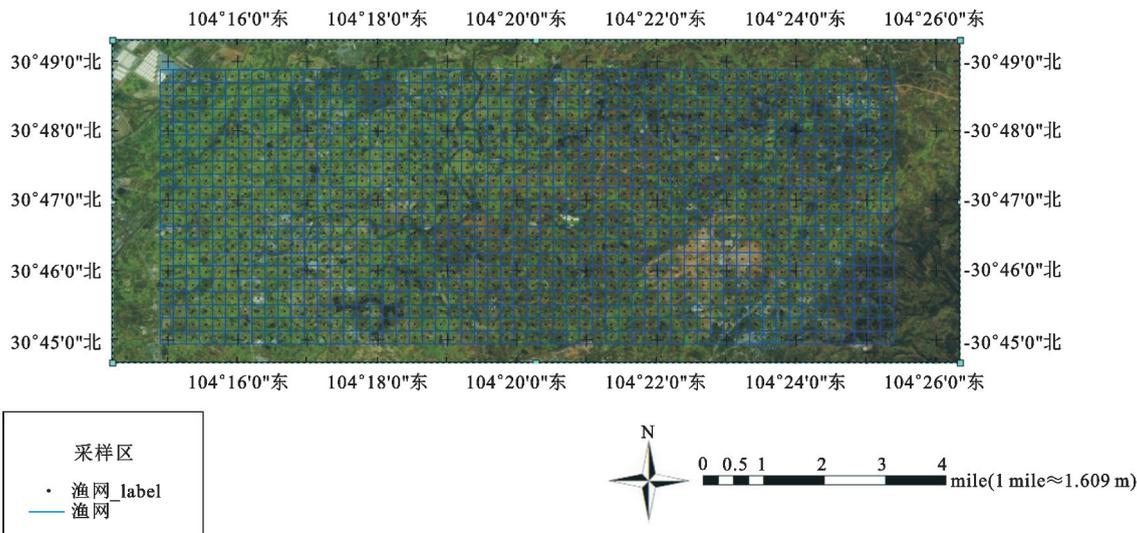


图4 影像分割数据集
Fig. 4 Image segmentation data set

图 5 给出了 SIFT、FAST、改进 FAST 和改进 ORB 5 种特征提取算法的提取结果,可见相比传统特征提

取算法,改进的 ORB 特征提取算法能够提取更深层次的特征,更具多尺度特性,具体如图 5(e)所示。

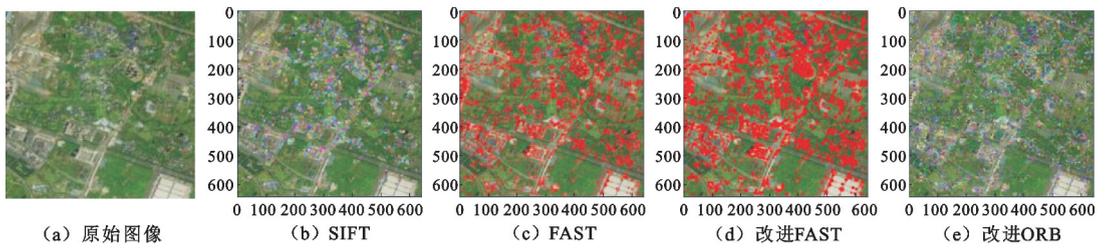


图 5 几种特征提取算法的提取结果

Fig. 5 Results of several feature extraction algorithms

使用改进 ORB 特征提取方法分别提取图 4 影像分割数据集中各模块图像的特征,构建特征地图基准数据库。初始化之后读取待匹配图像,并通过 9×9 检索核检索基准数据库并进行特征匹配,将匹配结果与 ORB+PROSAC^[20]、ORB+GMS^[21] 特征匹配方法对比,结果如图 6 所示,其中 A、B、C 3 组中前两幅图像为 ORB+PROSAC、ORB+GMS 特征匹配算法的结果,存在误匹配,第三幅图为本文使用的算法结果,不存在误匹配。

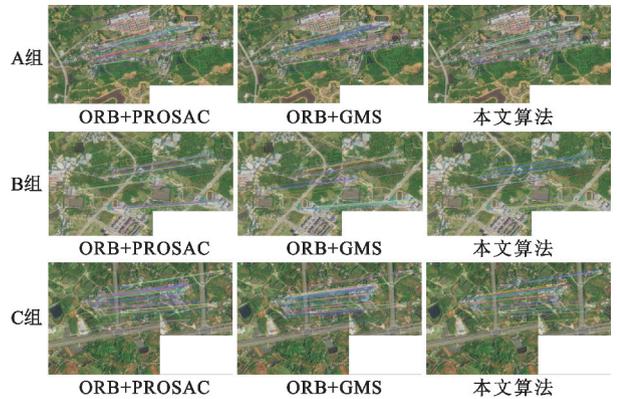


图 6 ORB+PROSAC、ORB+GMS、ORB+GMS+PROSAC 特征匹配结果

Fig. 6 Feature matching results of ORB+PROSAC, ORB+GMS and ORB+GMS+PROSAC

分别统计图 6 中 3 组匹配图像在 ORB+PROSAC、ORB+GMS 和本文算法下的匹配结果,如表 2 所示,相比之下,本文算法重复计算更少,匹配时间相比 ORB+GMS 算法降低了 41.61%;在特征匹配正确率(Correct Matching Rate, CMR)上本文算法表现出更好的效果,相比 ORB+PROSAC、ORB+GMS 算法,虽然本文算法匹配的特征数量有所减少,但是 CMR 更高,能够有效降低因误匹配而造成的定位干扰。

CMR 的计算公式如下:

$$R_{CM} = \frac{x_t}{x} \tag{17}$$

式中: x_t 为正确匹配的特征点数量; x 为所有的特征点匹配数量。

表 2 几种算法效果对比

Tab. 2 Result comparison among several algorithms

组别	匹配时间/ms			匹配数/误匹配数			CMR /%		
	ORB+PROSAC	ORB+GMS	ORB+GMS+PROSAC	ORB+PROSAC	ORB+GMS	ORB+GMS+PROSAC	ORB+PROSAC	ORB+GMS	ORB+GMS+PROSAC
A 组	195.7	158.3	93.3	128/11	114/5	109/0	91.41	95.61	100
B 组	189.5	155.9	91.4	92/8	85/5	81/0	91.30	92.12	100
C 组	197.1	160.5	92.5	131/8	118/6	103/0	93.89	94.92	100
平均	194.1	158.2	92.4	117/9	106/5	98/0	92.20	94.95	100

2.3 数据仿真

为了确定该算法在导航方面的效果,在划定的实验区域内随机生成一条模拟航迹,航迹经纬度数据如图 7(a)模拟航迹所示。逐帧采集模拟航迹下的影像

作为待匹配数据,依次检索基准数据库并与待匹配数据进行特征匹配,由于 ORB+GMS 算法效果好于 ORB+PROSAC,因此选择 ORB+GMS 算法和本文算法计算各自航迹经纬度数据,结果如图 7(b)和 7(c)所示。

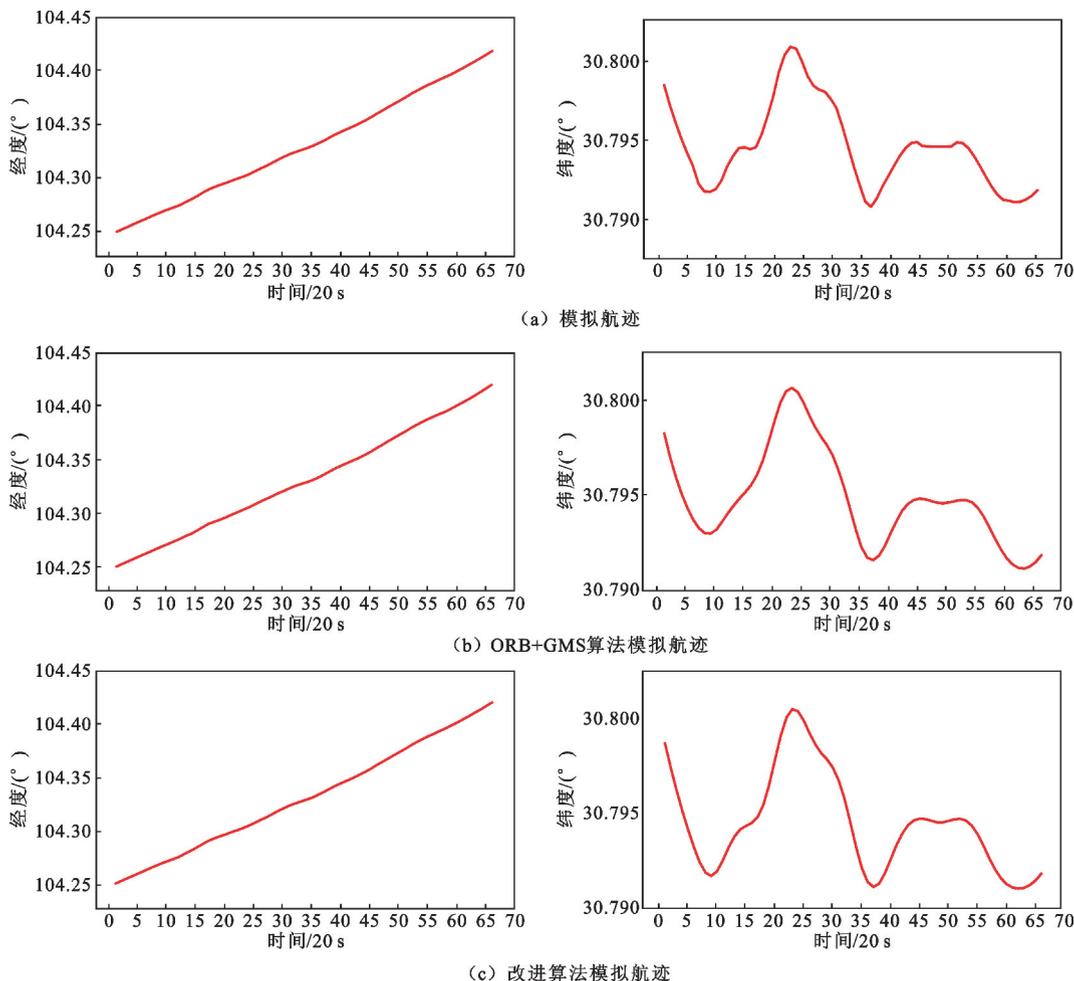


图 7 3 种航迹经纬度数据对比

Fig. 7 Longitude and latitude data comparison of three tracks

将航迹经纬度数据导入卫星底图,采用 G20 (General Graphic Optionization) 曲线拟合方法将数据拟合为该算法下的航迹,其中经纬度坐标则作为顶点表示其优化变量。分别将航迹信息绘制到经纬度坐标系中(如图 8 所示),通过对比发现,改进的 ORB 算法航迹能够更好地拟合模拟航迹,平均定位误差比 ORB+GMS 算法平均定位误差低两个数量级。

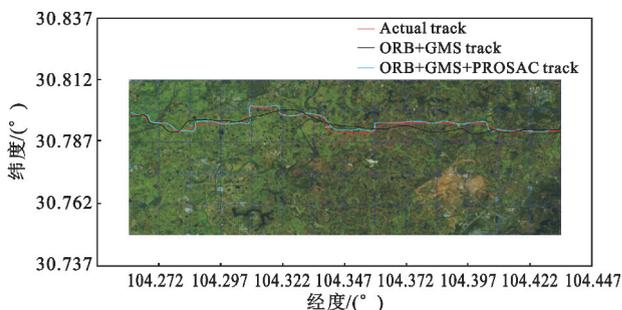


图 8 无人机飞行导航结果

Fig. 8 UAV flight navigation result

3 结束语

针对无人机导航 GNSS 缺失的情况,本文提出了一种改进的 ORB 特征匹配算法——ORB+GMS+PROSAC 算法,避免了特征点重复计算的问题,提升了运算速度。实验结果表明,该算法与 ORB+PROSAC、ORB+GMS 算法相比,匹配正确率更高,用于导航误差更小。

本文算法在后续还需进一步完善,比如在无人机航向改变或者高度变化较大时,降低转弯半径误差。此外,由于实验条件相对有限,获取的多源遥感影像为 18 级,后续研究可在分辨率上进一步改善。

参考文献:

[1] YANG K. Research on key technologies of UAV navigation and positioning system[C.]//Proceedings of 2021 International Conference on Wireless Communications and Smart Grid. Hangzhou: IEEE, 2021:29-33.

- [2] 胡淑燕,王首道,朱龙. GNSS 拒止环境下基于视觉导航的无人机定位的主要问题和解决方案[C]//第十届中国航空学会青年科技论坛论文集. 南昌:科学普及出版社,2022:1097-1104.
- [3] LU Y, XUE Z, X G S, et al. A survey on vision-based UAV navigation [J]. *Geo-spatial Information Science*, 2018, 21(1) : 21-32.
- [4] METNI N, HAMEL T, DERKX F. Visual tracking control of aerial robotic systems with adaptive depth estimation [C]//*Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*. Seville: IEEE, 2005: 6078-6084.
- [5] WEI C, XIA H, QIAO Y. Fast unmanned aerial vehicle image matching combining geometric information and feature similarity [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 18(10) : 1731-1735.
- [6] HOU H, XU Q, LAN C, et al. UAV pose estimation in GNSS-denied environment assisted by satellite imagery deep learning features [J]. *IEEE Access*, 2020, 9: 6358-6367.
- [7] SHEN D, FANG H, LIU J, et al. Visual SLAM algorithm based on RGB-D [C]//*Proceedings of 2021 International Conference on Wireless Communications and Smart Grid*. Hangzhou: IEEE, 2021: 327-330.
- [8] 秦姣华,谢备,向旭宇,等. 融合多特征的图像检索算法 [J]. *电讯技术*, 2017, 57(9) : 1023-1029.
- [9] 王丞,田暄,郭瑞,等. 自适应 Harris 角点提取的点云粗配准算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(3) : 33-44.
- [10] MSTAFA R J, YOUNIS Y M, HUSSEIN H I, et al. A new video steganography scheme based on Shi-Tomasi corner detector [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 161825-161837.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60: 91-110.
- [12] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer vision and image understanding*, 2008, 110(3) : 346-359.
- [13] GHAREMANI M, LIU Y, TIDDEMAN B. FFD: fast feature detector [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 30: 1153-1168.
- [14] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//*Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [15] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//*Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision*. Heraklion: IEEE, 2010: 778-792.
- [16] DING J, WANG L, MIAO X. UAV image feature matching method based on improved ORB and RANSAC algorithm [J]. *Survey and Mapping Engineering*, 2021, 30: 66-69.
- [17] 李浩,秦姣华,向旭宇,等. 结合自适应阈值与 Forstner 的 Harris 角点匹配优化算法 [J]. *电讯技术*, 2018, 58(9) : 1079-1085.
- [18] BIAN J W, LIN W Y, MATSUSHITA Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: 2017: 4181-4190.
- [19] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6) : 1309-1332.
- [20] 李振宇,田源,陈方杰,等. 基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(23) : 91-99.
- [21] 潘峰,沈建新,秦顺,等. 融合 GMS 的 ORB 特征点提取与匹配算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2022, 43(8) : 2244-2251.

作者简介:

陈明强 男,1976 年生于重庆,2005 年获硕士学位,现为副教授,主要研究方向为视觉导航、现代导航理论及应用。

张勇 男,1998 年生于四川内江,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉与通信导航。

冯树娟 女,1997 年生于甘肃白银,硕士研究生,主要研究方向为智能机器人系统。

周子杨 男,2000 年生于广东佛山,硕士研究生,主要研究方向为无人机视觉导航。

解靖涛 男,1998 年生于四川成都,硕士研究生,主要研究方向为无人机视觉导航。