



桂林理工大学学报
Journal of Guilin University of Technology
ISSN 1674-9057, CN 45-1375/N

《桂林理工大学学报》网络首发论文

题目：基于 ORB 算法和改进的 KNN-RANSAC 算法的无人机遥感影像拼接
作者：朱军桃，龚朝飞，赵苗兴，王雷，冯立朋
收稿日期：2018-09-25
网络首发日期：2019-11-21
引用格式：朱军桃，龚朝飞，赵苗兴，王雷，冯立朋. 基于 ORB 算法和改进的 KNN-RANSAC 算法的无人机遥感影像拼接. 桂林理工大学学报.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/45.1375.N.20191121.1716.010.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 ORB 算法和改进的 KNN-RANSAC 算法的无人机 遥感影像拼接

朱军桃¹, 龚朝飞¹, 赵苗兴¹, 王雷¹, 冯立朋²

(1. 桂林理工大学 a. 测绘地理信息学院; b. 广西空间信息与测绘重点实验室, 广西 桂林 541006;

2. 南方测绘科技股份有限公司, 广州 510700)

摘要: 根据无人机遥感影像自身的特点, 提出了一种基于 ORB 算法和改进的 KNN-RANSAC 算法的无人机遥感影像拼接。首先通过 ORB 算法对特征点进行提取, 然后利用改进的 KNN-RANSAC 算法进行特征匹配, 最后使用加权融合算法对图像进行融合拼接。实验结果表明, ORB 算法和改进的 KNN-RANSAC 算法在保证匹配精度的前提下, 提高了匹配速度, 有利于无人机遥感影像的拼接。

关键词: 无人机遥感; ORB 算法; 改进的 KNN-RANSAC 算法; 影像拼接

中图分类号: TP391

UAV remote sensing image stitching based on ORB algorithm and improved KNN-RANSAC algorithm

ZHU Jun-tao¹, GONG Chao-fei¹, ZHAO Miao-xing¹, WANG Lei¹, FENG Li-peng²

(1. a. College of Geomatics and Geoinformation; b. Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin University of Technology, Guilin 541006, China; 2. South Surveying and Mapping Technology Co. Ltd, Guangzhou 510700, China)

Abstract: According to the characteristics of UAV remote sensing image, a UAV remote sensing image mosaic based on ORB algorithm and improved KNN-RANSAC algorithm is proposed. Firstly, the feature points are extracted by the ORB algorithm, then the improved KNN-RANSAC algorithm is used for feature matching. Finally, the image is fused and stitched using the weighted fusion algorithm. The experimental results show that the ORB algorithm and the improved KNN-RANSAC algorithm improve the matching speed under the premise of ensuring the matching accuracy, which is beneficial to the splicing of remote sensing images of UAVs.

Key words: UAV remote sensing; ORB algorithm; improved KNN-RANSAC algorithm; image stitching

无人机遥感是一种新型的遥感技术手段, 具有高效的机动性能、作业速度快、成本低及分辨率高等优势。无人机遥感影像的拼接技术广泛应用于航海、军事、农业等领域, 其功能是将若干张遥感影像通过提取、匹配、拼接等过程生成一幅视野宽广的场景影像^[1]。常见的拼接算法有变换域法、灰度法、特征点法, 而特征点法对光照条件、旋转等变化呈现出良好的鲁棒性, 具有更高的可靠性, 所以是目前影像拼接的主流方向^[2]。特征点提取算法主要有 ORB 算法^[3-4]、SIFT 算法^[5]、SURF^[6]算法等。其中 ORB 算法是基于 FAST 算法和 BRIEF 算法提出的一种新算法, 该算法可应用于特征点的提取^[7], 其提取效率是 SIFT 算法的 38 倍。再运用改进的 KNN-RANSAC 算法进行特征匹配, 其主要通过三方面来改进: 一是以块为单位进行匹配点的选取; 二是快速删除不合理的单应性矩阵, 减少内点的检测时间; 三是通过最小化代价函数迭代优化单应性矩阵。最后使用改进的加权平均算法对图像进行融合从而完成影像的无缝拼接, 得到全景影像。

1 ORB 算法

ORB 特征点检测算法是由 Rublee 等^[8]于 2011 年在 ICCV 上提出的, 该特征点检测算法是基于 FAST 算法和

收稿时间: 2018-09-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41461089)

作者简介: 朱军桃 (1970—), 男, 副教授, 研究方向: 工程测量与测绘数据处理, glzjt@163.com。

BRIEF 算法基础上提出的一种新算法。

1.1 FAST 算法

FAST 检测算法是由 Rosten 等^[9]于 2006 年提出的，并在 2010 年对其进行了修改，该算法只是一种特征点检测算法，但是无法实现特征描述处理。FAST 算法进行特征点检测的主要步骤如下^[10-11]：假定点 q 是图像 I 中的一个像素点，该点的像素值记为 I_q ，同时设置一个像素强度阈值 T 。如果在圆中存在 n 个连续的像素，这些像素比候选像素 I_q 的强度加上阈值 t 更亮，或者比 I_q 减去阈值 T 要暗，如图 1 所示。

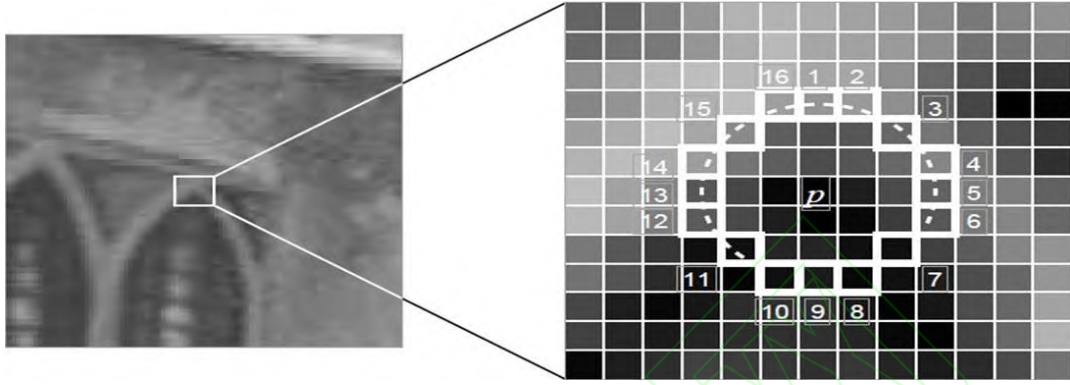


图 1 FAST 角点检测

Fig.1 Corner detection of FAST algorithm

FAST 检测算法由于高效的检测效率而被广泛使用。但是 FAST 算法检测出来的特征点没有方向。这时引进强度质心算法，其基本思想是：假设某个角点的强度偏离它的质心，把这个偏离的距离用一个向量表示为

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y), \quad (1)$$

强度质心可表示为

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right), \quad (2)$$

式中： m_{10}/m_{00} 为 X 轴方向的质心； m_{01}/m_{00} 为 Y 轴方向的质心。这样可以把从特征点 O 到强度质心 C 两点之间的距离组成一个向量 \overrightarrow{OC} ，该向量的方向便可作为 FAST 特征点的方向：

$$\alpha = \arctan 2(m_{01}, m_{10}), \quad (3)$$

即得到 FAST 检测算法 oFAST。

1.2 BRIEF 算法

BRIEF 算法是一种基于二进制字符串的描述符，计算起来简单快捷。首先将图像进行平滑处理，然后按照该方法进行测试并创建位向量。具体过程如下^[12-13]：

在一块大小为 $s \times s$ 的像素块 p 上，定义一个二进制检测：

$$\tau(p: x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y); \\ 0, & p(x) \geq p(y), \end{cases} \quad (4)$$

式中： $p(x)$, $p(y)$ 是经过平滑处理的像素块在 p 点 x 处、点 y 处的灰度值。BRIEF 特征描述符被记为一个包含 n_d 维的二进制测试向量：

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(p: x_i, y_i). \quad (5)$$

在 BRIEF 算法中，为了协调算法的运行速度、存储效率和识别率， n_d 值在 BRIEF 算法中一般取 256。为了使

上述算法生成的特征描述符具有旋转不变性,通过 FAST 特征点检测的特征点的方向确定 BRIEF 特征描述符的方向,并将其记为 rBRIEF^[14]: 对于任何在点 (x_i, y_i) 处的特征集, 其 n 维二进制测试后得到一个 $2 \times n$ 维的矩阵:

$$S = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ y_1 & y_2 & \dots & y_n \end{bmatrix}, \quad (6)$$

记上一小节求出的角点方向 $\alpha = \arctan 2(m_{01}, m_{10})$ 所得到作为旋转矩阵, 记为 R_α :

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$S_\alpha = R_\alpha \cdot S. \quad (8)$$

最后, 得到了改进的 BRIEF 特征描述符 rBRIEF 记为

$$g_n(p, \alpha) := f_n(p) | (x_i, y_i) \in S_\alpha. \quad (9)$$

综上, ORB 算法是将有方向的 FAST 检测算法 oFAST 和 rBRIEF 特征描述符结合而成的一种新的特征点检测算法。

2 特征点的匹配

2.1 基于 KNN (K-Nearest-Neighbor) 算法的粗匹配

KNN 算法又叫 K 最近邻算法是进行数据分类的一种较为简单的算法, 该算法的核心思想是倘若一个样本在特征空间 K 个最相邻的样本中的大多数样本都属于某一个类别, 那么该样本也将同样属于该类别。简单来讲该算法的分类原则为少数服从多数的原则。从图 2 可知, 有两个不同类型的样本数据, 一类样本是正方形, 另一类样本是三角形。位于中心的圆形即是待分类的数据。当 $K=3$ 时, 样本空间位于实线圆内, 此时离圆形最近的是两个三角形和一个正方形, 由于三角形多于正方形, 此时将该圆点归到三角形一类; 当 $K=5$ 时, 此时样本空间延伸到虚线圆内, 离圆点最近的有 3 个蓝色正方形和 2 个黑色三角形, 此时正方形占多数, 故此时将圆形划分到正方形一类数据中^[15]。

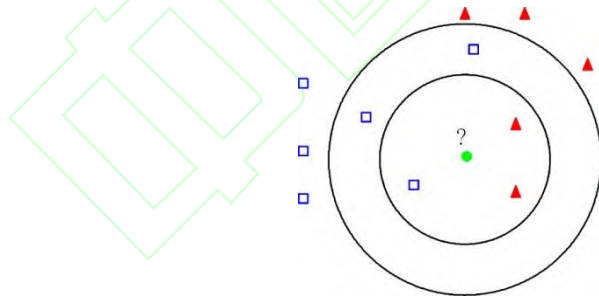


图 2 KNN 算法简化图

Fig.2 Simplified sketch of KNN algorithm

为了提升 KNN 算法的匹配速度, 一般都会选用合适的搜索方法。常用的搜索算法有 $k-d$ 树搜索算法和 LSH 算法。其中 $k-d$ 树搜索算法主要应用于高维空间关键数据的搜索处理过程当中^[16-17], 而 LSH 算法是为了解决局部敏感这一问题的。本文选用 $k-d$ 树搜索算法用于影像的粗匹配。

2.2 改进的 RANSAC 算法

2.2.1 以块为单位进行匹配点的选取 首先随机地选择 4 块, 然后在所选取的 4 块中从每块中的随机选择一个点。这样的选取方式可以消除因点之间的距离太近而对参数的精度产生影响^[18]。具体的选取步骤: 首先, 计算出待配准图像中匹配点坐标的最大值和最小值, 然后将待配准图像中包含匹配点的区域平均分成 3×3 块, 如图 3 所示。

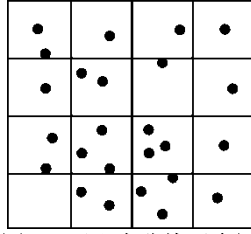


图3 匹配点分块示意图

Fig.3 Schematic diagram block diagram of matching points

为了处理好匹配点的选择不公平问题，本文采用随机块的选取，选取方法如图4所示。

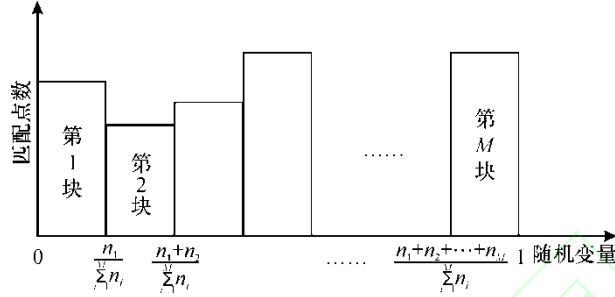


图4 随机块选取方法示意图

Fig.4 Schematic diagram of random block selection method

假设目标图像一共被分为 M 块，那么区间 $[0,1]$ 被分成 M 个间隔，每个间隔的宽度 d 为

$$d_i = (n_1 + \dots + n_{M-1}) / \sum_{i=1}^M n_i, \quad (10)$$

式中： n_i 为第 i 块的匹配点数目。在实际问题中进行块的随机提取时，如果生成一个 $[0,1]$ 均匀分布随机数并落在第 i 个区间上，那么第 i 块即是被选中了。

2.2.2 快速删除不合理的单应性矩阵，减少内点的检测时间 在估计出初始单应矩阵之后，首先随机选从剩余匹配点对中选取一对匹配点，检验这对匹配点是否适合该单应性矩阵：如果适合，则继续执行下一步操作；否则的话，则剔除该单应矩阵，重新选取匹配点对进行估计。

2.2.3 利用 L-M 非线性优化方法算法 针对于内点集中的匹配点对 $M_i(x, y)$ 和 $N_i(x', y')$ ，点 $N_i(x', y')$ 通过单应性矩阵 H 投影变换后得到的点的坐标记为 $N_i'(u, v)$ 。那么投影变换前后的误差指标函数为

$$E(H) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (N_i'(u, v) - M_i(x, y))^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2(H), \quad (11)$$

式中： e_i 表示当前误差， n 表示内点的数量。

现在假定 H_k 表示第 k 次迭代求出的单应性矩阵，更新后的单应性矩阵为

$$H_{k+1} = H_k + \Delta H, \quad (12)$$

$$\Delta H = [J^T(H)J(H) + \lambda I]^{-1} J^T(H)e(H). \quad (13)$$

式中： $e(H)$ 表示误差指标函数中的 $e_i(H)$ ， I 表示单位矩阵， $J(H)$ 表示为表示雅克比矩阵，参数 λ ($\lambda > 0$) 是一个比例系数，当该参数较大时，L-M 算法近似于梯度下降算法，当该参数 λ 较小时，L-M 算法近似于高斯牛顿算法。每迭代成功一步，参数 λ 就会相应地减小，当误差指标函数与最小值接近时，此时的算法计算速度也是最快的，同时该时刻的单应性矩阵的精度也是最高的。

2.2.4 改进后的 RANSAC 算法 ①从初始匹配点对集合 U 中, 按照图 3、4 的公式随机选取 4 个点作为一个内点集合记为 U_i ; ②根据上一步随机选取得到 4 个点, 用线性方程组的方法解算出初始单应性矩阵 H_i ; ③从 $U - U_i$ 中随机地选取①对匹配点, 若该点对能够通过单应性矩阵 H_i (投影误差小于给定的阈值) 检验, 那么则将该点对加入集合 U_i 中, 否则舍弃单应性矩阵 H_i , 返回到步骤②重新选择样本进行初始单应矩阵的估计; ④使用单应性矩阵 U_i 去检验集合 $U - U_i$ 中所有的匹配点对, 如果某个点对的投影误差小于给定的阈值, 便可将其加入集合 U_i 中去; ⑤若集合 U_i 中的内点数量小于阈值 t , 那么返回到步骤③重新选择样本进行初始单应矩阵的估计, 否则利用 U_i 对单应性矩阵 H_i 进行重新估计, 并且通过投影误差来对单应性矩阵 H_i 进行评估; ⑥如此迭代反复步骤②~⑤ k 次, 最终找出最优单应矩阵 H_i 及与之相对应的集合 U_i , 并使用集合 U_i 估计单应矩阵 H ; ⑦通过单应性矩阵 H 计算出集合 U_i 中每个点对的投影误差 $e_i(H)$ 以及误差指标函数 $E(H)$; ⑧计算单应性矩阵 H 各分量相对于 $e_i(H)$ 的偏导数与 $J(H)$, 从而求得 H 的增量 ΔH ; ⑨如果 $E(H_k)$ 小于给定的阈值, 则可终止运算, 此时得到单应性矩阵 H 即为迭代优化后的最优单应性矩阵 H ; ⑩如果 $E(H_{k+1})$ 小于 $E(H_k)$, 但是大于给定的阈值, 则减小参数 λ 的值, 返回到步骤⑧, 否则的话使参数 λ 的值变大, 返回到步骤⑨。

3 实验与结果分析

3.1 特征点检测算法实验

对特征点提取算法进行具体的实验分析, 图 5、图 6 是两组遥感影像图, 通过不同区域的划分来进行对比实验。在特征点提取方面, 主要用 SIFT 算法与本文算法进行对比。以图 5 为例, 如图 7、图 8 所示。



图 5 实验用图 (第一组)
Fig.5 Experimental map (group 1)



图 6 实验用图 (第二组)
Fig.6 Experimental map (group 2)



图 7 SIFT 特征点提取结果

Fig.7 Feature points extraction result of SIFT algorithm



图 8 本文特征点提取结果

Fig.8 Feature points extraction result of algorithm in this paper

从实验结果可以看出，SIFT 提取到的特征点远多于本文算法，但是实际匹配数很接近。这说明本文所选取的 ORB 特征点提取算法能达到实验效果，由于 ORB 算法是选用的 FAST 快速角点检测，所需时间远低于 SIFT 特征点提取算法，其处理速度约是 SIFT 的 38 倍（表 1），在实用性方面也高于 SIFT 算法。

表 1 不同算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of different algorithms			
类型	算法	特征点数	每个特征点平均耗时/ms
图 5	SIFT 算法	2 642/2 393	2.226
	本文算法	820/783	0.06
图 6	SIFT 算法	2 044/1 826	3.024
	本文算法	407/390	0.08

3.2 影像匹配结果

针对改进 KNN-RANSAC 算法进行影像的特征匹配实验，并与传统 KNN-RANSAC 算法进行对比。以图 6 为例，分别进行 ORB-改进的 KNN-RANSAC 特征匹配、SIFT-KNN-RANSAC 特征匹配、ORB-KNN-RANSAC 特征匹配，如图 9 所示。

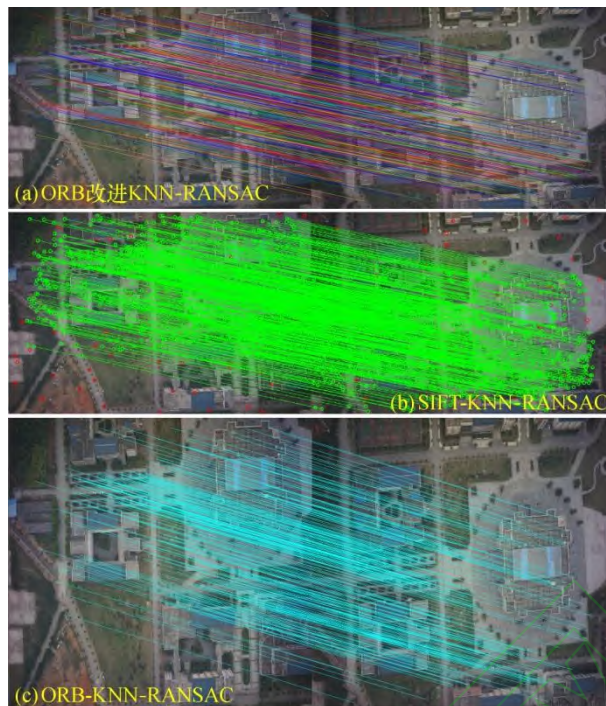


图 9 不同改进算法的 KNN-RANSAC 特征匹配图像

Fig.9 KNN-RANSAC feature matching of different improved algorithms

由匹配对连线结果可以看出，不同匹配方法所完成的匹配对数差异不大。本文采用改进的 KNN-RANSAC 算法滤除掉误匹配点之后，直接显示匹配结果，极大地降低了匹配时间且能达到很高的匹配率，详见表 2。

表 2 不同算法的特征匹配

Table 2 Feature matching of different algorithms

算法	特征点数	匹配数	匹配率/%	总耗时/s
ORB-改进的 KNN-RANSAC	407/390	300	56.72	0.135
SIFT-KNN-RANSAC	2 044/1 826	322	2.78	5.252
ORB-KNN-RANSAC	407/390	283	50.45	0.340

注：匹配率=匹配个数²/两幅图特征点数之积。

3.3 影像融合拼接结果

对特征匹配后的影像进行融合拼接。以图 5 为例得出 3 种特征匹配的融合结果，其中图 10a—d 分别为 ORB-改进的 KNN-RANSAC、SIFT-KNN-RANSAC、ORB-KNN-RANSAC、ORB-改进的 KNN-RANSAC 特征匹配改进加权融合结果图，可以看出配准后的影像直接拼接会出现重影、错位等现象。

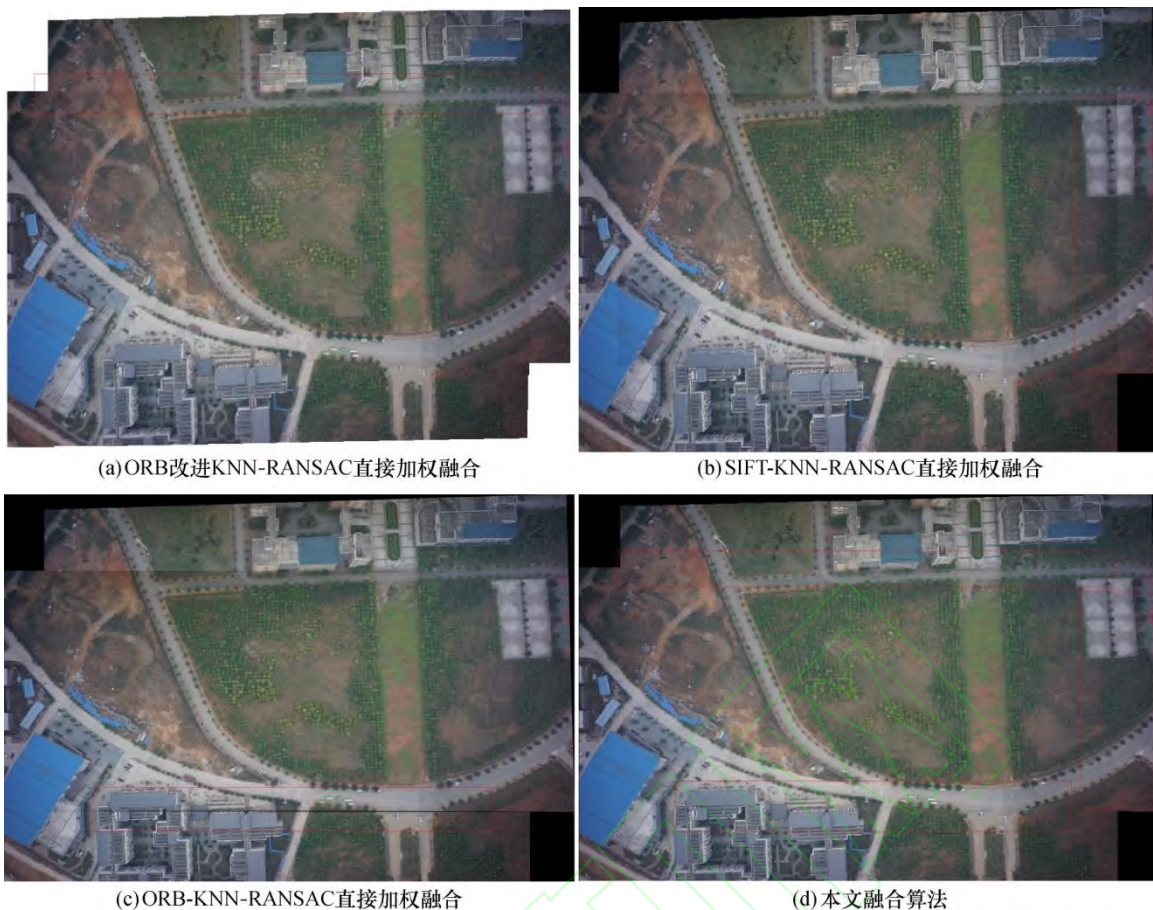


图 10 图像融合对比图

Fig.10 Image fusion comparison

本文采用改进的加权平均算法对图像进行融合处理，实验表明该方法能有效地消除重影、错位等现象，最终拼接结果如图 10d、11、12 所示。

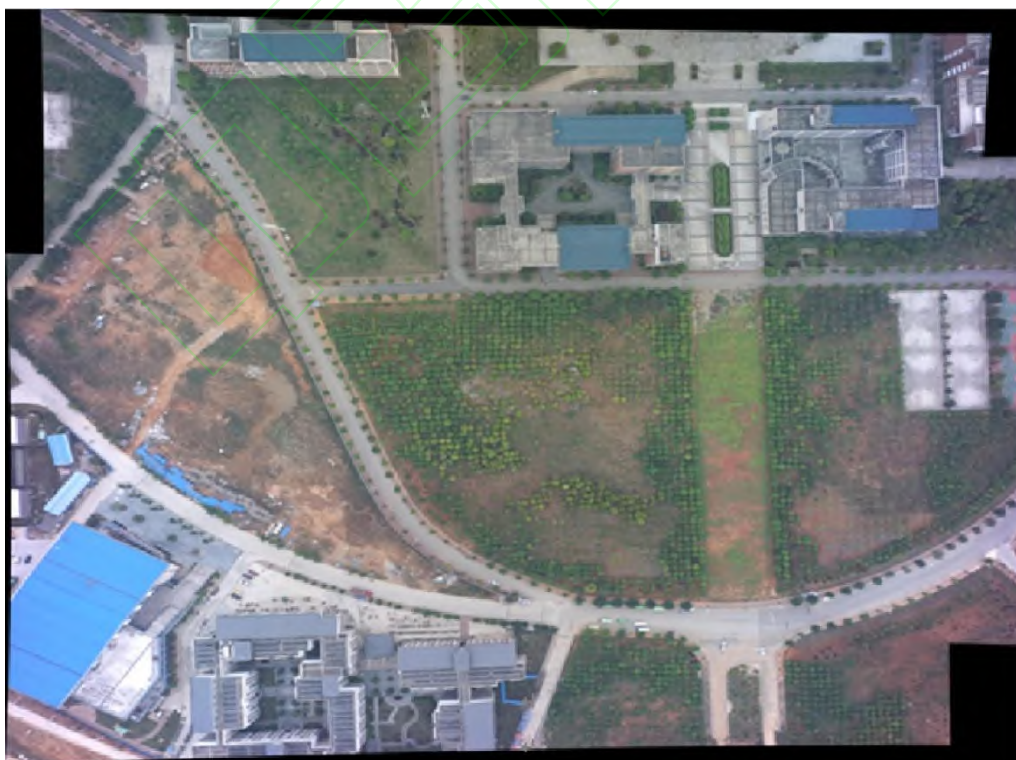


图 11 三幅影像拼接结果

Fig.11 Mosaic results of three images



图 12 十幅影像拼接结果
Fig.12 Mosaic results of ten images

4 结 论

本文提出的影像匹配算法，先用 ORB 算法提取特征点，然后运用改进的 KNN-RANSAC 算法来快速删除误匹配点以及进行特征点的匹配，最后对影像进行改进的加权融合。实验表明本文算法对于 SIFT 算法在保证精度的前提下匹配速度有很大的提高，同时改进的 KNN-RANSAC 算法在匹配速度上明显优于传统方法，从而证明了本文算法的优越性。

参考文献

- [1]傅军栋, 姚孝明. 实景图像拼接及其漫游控制技术[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2011.
- [2]刘婷婷, 张惊雷. 基于 ORB 特征的无人机遥感图像拼接改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 193-197.
- [3]禹鑫焱, 詹益安, 朱峰, 等. 一种基于四叉树的改进的 ORB 特征提取算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 222-225.
- [4]左川, 庞春江. 基于改进 ORB 的抗视角变换快速图像匹配算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(11): 1714-1720.
- [5]杨炳坤, 程树英, 郑茜颖. 一种面向图像拼接的改进 PCA-SIFT 算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(12): 70-75.
- [6]Chen L L, Han R P, Meng Q C. Clothing image feature extraction based on SURF[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 439(3): 032104. doi:10.1088/1757-899X/439/3/032104.
- [7]姜小会, 陈清奎, 何强, 等. 一种基于 SIFT 和改进 RANSAC 的稳健图像拼接算法[J]. 电脑知识与技术, 2015, 11(1): 127-129.
- [8]Rublee E, Rabaud V, Konolige K. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. Computer Vision (ICCV), IEEE, 2011, 2564- 2571.
- [9]Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection. European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag, 2006, 430-443.
- [10]刘亮, 王平, 孙亮. 基于区域灰度变化的自适应 FAST 角点检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 20-24.
- [11]高晶, 陈莉, 兰小艳, 等. 基于 FAST 特征点提取的图像拼接算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2016, 46(3): 351-357.
- [12]周莉莉, 姜枫. 基于 FAST 和 BRIEF 的图像匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(5): 1269-1273.
- [13]李莉. 基于图像结构与改进 Brief 检测算子的目标匹配算法[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(2): 29-33.
- [14]曾霖. 图像拼接技术的研究、实现与应用[D]. 武汉: 武汉大学, 2012.
- [15]何雅. 基于无人机的低空遥感影像拼接技术的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
- [16]Zhang J, Yu H L, Qin C, et al. Ray tracing dynamic scenes using multiple Kd-trees[C]//Science and Engineering Research Center, DEStech Publications, 2018: 168-175.
- [17]何婧, 吴跃, 杨帆, 等. 基于 KD 树和 R 树的多维云数据索引[J]. 计算机应用, 2014, 34(11): 3218-3221, 3278.
- [18]孙灏, 高俊强, 许苏苏. 基于 SURF 算法和改进 RANSAC 算法的无人机影像匹配[J]. 测绘工程, 2017, 26(11): 55-59.