

基于 ORB 和改进的 RANSAC 图像拼接算法

张美玉 王洋洋 侯向辉 秦绪佳
(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 传统的特征点匹配存在较多的误匹配,且效率不高。针对误匹配,提出了基于二值化互信息的筛选方法,可根据特征点的互信息判断特征点是否匹配正确。此外,用 ORB 算法提取的特征点分布在颜色变化区域,较为集中。但 RANSAC 算法得到的变换矩阵仅适用于特征点分布区域,使得拼接结果有误差。针对这个问题,文中用改进的 RANASC 算法,先筛选出内点,再用内点得到新的特征点,可以使特征点分散;且用迭代的方式得到最佳变换矩阵。实验结果表明,使用二值化互信息筛选特征点,提高了匹配的正确率,也增加了特征点匹配的数目;改进的 RANSAC 算法能够有效地解决特征点少且集中的问题,使得图像拼接的结果更准确。

关键词 互信息,RANSCAC,特征点分布,图像拼接

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Image Stitching Algorithm Based on ORB and Improved RANSAC

ZHANG Mei-yu WANG Yang-yang HOU Xiang-hui QIN Xu-jia
(College of Computer Science and Technology,Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract There are many mismatches in traditional feature point matching, and the efficiency is not high. Aiming at mismatching, this paper proposed a method of screening based on binary mutual information. According to the mutual information of feature points, the matching of feature points is judged correctly. In addition, the feature points extracted by ORB algorithm are distributed in the region of color change, which is more centralized. The transformation matrix obtained by RANSAC algorithm is only applicable to the region of feature points distribution, which makes the stitching result error. In order to solve this problem, this paper used the improved RANASC algorithm to screen out the interior points firstly, and then used the interior points to get the new feature points. In this way, feature points can be dispersed, and the iterative method is used to get the best transformation matrix. The results show that when binary mutual information is used to screen feature points, it improves the accuracy of matching and increases the number of feature points matching. The improved RANSAC algorithm can effectively solve the problem of few and more concentrated feature points and make the result of image mosaic more accurate.

Keywords Mutual information, RANSCAC, Feature point distribution, Image stitch

1 引言

图像拼接是指将多张有重叠部分的图像(不同来源、不同视角)通过变换拼成一幅大型无缝图像的过程。当前,遥感图像处理、计算机视觉、医学图像分析、全景图像拼接等领域都应用了图像拼接技术,深入研究图像拼接技术有着重要的意义。图像拼接的主要步骤包含图像获取、图像配准和图像融合,图像拼接方法有基于变换域的方法、基于灰度相关的方法、基于图像特征点的方法等等。基于图像特征点的方法对形变、缩放、光照等变化有很好的鲁棒性,可靠性也很好,所以当前图像拼接的主流方法是基于图像特征点。

常用的特征点提取算法有 Harris, SIFT 和 ORB 等。Lowe 于 1999 年提出了 SIFT^[1]算法,特征算子具有尺度不变性。SIFT 算法得到的特征点稳定,抗几何变形能力和抗光照能力强,所以一直是主流的特征点提取算法;但是在提取特征

点过程中,其运算量很大,耗时长,实时性很差。SURF 算法与 SIFT 算法一样,要求建立高维描述符,需要占用大量的内存空间和耗费较长的运算时间。Calonder 等人提出了一种特征描述符(BRIEF)^[2],该特征描述符是用二进制表示的,减少了特征点提取的时间,对存储空间的需求也相应减少,但其特征点不具备尺度和旋转不变性。ORB 算法^[3]是 Ethan 等在 2011 年提出的,是基于 FAST 角点检测进行的改进,提高了运算的适应性,计算速度得到很大提高,在标准数据集取得了与 SURF 算法和 SIFT 算法相当的效果,运算速度比 SURF 算法、SIFT 算法快了 1 个数量级^[4]。1995 年,Viola 等^[5]提出了用图像互信息作为图像相似性的测度,在计算互信息时,不用对图像进行任何预处理,只需要统计图像的灰度信息,故互信息被广泛应用于图像领域。

在特征点匹配筛选过程中,本文提出了二值化互信息筛选方法来实现特征点粗匹配,提高了特征点匹配的正确率。

本文受国家自然科学基金项目(61672463)资助。

张美玉(1965—),女,硕士,教授,主要研究方向为图像处理;秦绪佳(1968—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为计算机图形学,E-mail: qxj@zjut.edu.cn(通信作者)。

本文使用图像二值化信息,可以有效克服图像中存在的噪声、光照变化等问题。对于拼接的图像像素很大,特征点分布集中的情况,由于变换矩阵 H 是通过特征点得到的,即 H 仅适用于特征点分布范围,此时 H 稍微有点误差,就会造成拼接结果有很大误差。针对图像特征点分布集中的问题,本文利用改进的 RANASC 算法来使特征点分散,并用迭代的方式得到最佳变换矩阵。实验表明,本文算法确实能够有效地提高图像拼接的准确度。

2 ORB 算法提取特征点

基于特征点的图像拼接的主要步骤是:特征点的提取、特征点的匹配与优化、图像的几何变换,以及图像拼接与融合。

ORB 是一种基于视觉信息的特征点检测与描述算法,结合了 FAST^[6] 与 BRIEF,并在这两个算法的基础上加以改进,特征点检测是基于 FAST,特征点描述是用 BRIEF 描述子。与其他算法比较,ORB 算法提取特征点的速度更快。

2.1 特征点检测

ORB 算法^[7] 中的特征点检测是利用 FAST 的角点检测,FAST 的角点是根据像素点与周围像素点的像素差判定的。在图像上选择一点,计算该点与周围像素点的像素差,如果差值大于某一阈值,就认为该点是角点。

FAST 角点是没有方向性的,ORB 算法中采用灰度质心法来解决这个问题。当特征点与中心像素的灰度不同时,这个向量可以推导出质心的方向,这就是灰度质心法。特征点的灰度矩定义为:

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

(1)

其中, $p,q\in(0,1),I(x,y)$ 是像素点 (x,y) 的灰度值。

图像块质心 C 为:

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

(2)

接着就是计算方向。特征点中心到质心的方向就是特征点的方向,计算公式为:

$$\theta=\arctan(m_{01},m_{10})$$

(3)

通过上面 3 个公式就可以推导出质心方向,该方向就作为角点的方向。

2.2 ORB 特征描述子

当特征点确定后,需要对这些特征点进行描述。ORB 算法用的是 BRIEF 特征描述子,该描述子是一个二进制串,描述子的方向是用特征点的方向来确定的,描述子具有旋转不变性。二进制串的计算方式是先选取一个特征点,在该特征点附近随机选取一些点对,比较这些点对的灰度值,用 0 和 1 来描述这些点对,然后得到一个二进制串,这个二进制串就是特征点的描述子。二值判断方法为:

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

(4)

其中, $p(x)$ 是图像块 p 在点 x 处的灰度值。

二进制串的计算公式为:

$$f_n(p)=\sum_{1\leq i\leq n}2^{i-1}T(p;x,y)$$

(5)

BRIEF 算法不具备旋转不变性,针对这个问题,ORB 算法将特征点方向作为 BRIEF 的主方向。设有 n 对位置坐标 (x_i,y_i) ,构建一个 $2\times n$ 的矩阵:

$$M=\begin{bmatrix}x_1&\cdots&x_n\\y_1&\cdots&y_n\end{bmatrix}$$

对上面的矩阵进行旋转变换,用特征点主方向 θ 的旋转矩阵作为变换矩阵:

$$R_\theta=\begin{bmatrix}\cos\theta&\sin\theta\\-\sin\theta&\cos\theta\end{bmatrix}$$

用变换矩阵 R 对矩阵 M 进行旋转,变换公式为: $S_\theta=R_M$ 。通过变换,矩阵 M 变成了有向形式。BRIEF 特征描述子为:

$$g_n(P,\theta)=f_n(P)|(x_i,y_i)\in S_\theta$$

(6)

BRIEF 算法对噪声敏感,针对这个问题,ORB 算法用 5×5 的子窗口内的像素平均值来替代某点的灰度值,以减小噪声的干扰。

ORB 算法的运算速度与提取特征点的数目(默认为 500)成正比,对两张 1024×1024 的图像提取 500 对特征点的时间是 300ms 左右。如果提取特征点过多,虽然粗匹配会得到较多的匹配点,但提取特征点的时间长,若粗匹配特征点较多,会导致 RANSAC 算法的迭代次数过多、计算时间长,所以本文提取的特征点数目是 500 对。

3 二值化互信息筛选特征点

通过第 2 节的处理,得到了图像的特征点。然后采用基于 K 最近邻算法(K-Nearest Neighbors Algorithm,KNN)^[8] 对特征点进行快速匹配。knnMatch 匹配的思想是对每个匹配返回两个最近邻描述符,仅当第一个匹配与第二个匹配之间的距离足够小时,才认为这是一个匹配。knnMatch 匹配的特征点存在大量的错误,需要去除错误的匹配对。

在特征点的粗匹配过程中,传统的方法是利用欧氏距离,但欧氏距离筛选的特征点数目少;而本文是用二值化互信息筛选方法^[9],与欧氏距离方法相比较,特征点的数目多,正确率高。

3.1 图像的二值化互信息

图像信息熵是利用数学统计的方法对图像的特征进行定量的描述,用来测量一个图像所包含的信息量^[10]。图像信息熵可以反映图像灰度分布的聚集特性,表达式为:

$$H(x)=-\sum_{x\in X}p(x)\log(p(x))$$

(7)

其中, x 表示灰度值($x\in\{0,1,2,\cdots,255\}$), $p(x)$ 表示在灰度信息中灰度值为 x 的概率。

互信息在信息论中用来测量两个随机变量间的统计相关性。图像互信息用于测量一幅图像包含另一幅图像的信息总量,本文就是通过这个信息总量来判断图像的相似度。互信息的表达式为:

$$I(A,B)=H(A)+H(B)-H(A,B)$$

(8)

其中, $H(A),H(B)$ 是图 A、图 B 的信息熵, $H(A,B)$ 是联合熵。联合熵的表达式为:

$$H(A,B)=-\sum_{x,y}p(x,y)\log(p(x,y))$$

(9)

图 A、图 B 越相似,联合熵 H 就越小,互信息 I 越大。一张图像包含另一张图像的信息量越多,两幅图的相关性越大,两幅图的相似度就越高^[11]。

如果使用原图(彩图)的灰度信息计算互信息,灰度值分布分散,统计存在偶然性,而且得到的互信息值很大^[12],很难通过阈值直接判断两张图像的相似度,在特征点的匹配优化过程中,正确率不高。因此,本文采用图像的二值化信息计算互信息,该方法有效提高了特征点的匹配数目和正确率。

表 1 互信息的阈值范围

	大于 640×480	50×50	24×24
互信息(灰度)	$0<I<10$	$0<H<5$	$10<H<5$
互信息(二值)	$0<I<2$	$0<I<2$	$0<I<2$

3.2 二值化互信息筛选特征点

选取一对特征点,根据这一对特征点的坐标信息,截取这对特征点的邻域(24×24),记作点 A、点 B,用邻域计算这对特征点的互信息。本文使用图像的二值化信息,所以图像灰度值 x 的阈值是 {0,255}。根据式(7),统计每个灰度值的总数,再计算出每个灰度值的概率 $p(x)$,分别计算出这一对特征点的信息熵 $H(A)$ 和 $H(B)$ 。根据式(9),就可以计算这一对特征点的联合熵 $H(A,B)$ 。最后,通过公式 $I(A,B)=H(A)+H(B)-H(A,B)$ 得到这一对特征点的二值化互信息 $I(A,B)$ 。

本文使用 ORB 算法提取特征点 500 个,用二值化互信息进行筛选,得到的特征点数目大概是总数的 1/5 左右。虽然依然有一些错误匹配,但与基于欧氏距离相比,匹配点的正确率更高,数目多一倍左右。本文通过互信息的值判断特征点是否相似,阈值是 0.4,当互信息大于 0.4 时,就认为这一对特征点匹配正确。图 1 给出 500 对特征点的互信息分布。

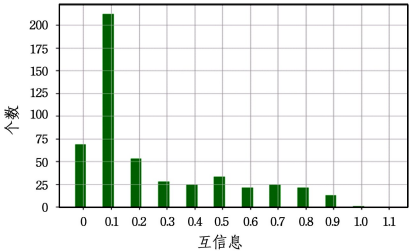


图 1 500 对特征点的互信息

3.3 算法描述

本文提出的基于二值化互信息筛选特征点的过程如算法 1 所示。其中输入是两张图像 ImageA 和 ImageB,输出是已经去重的匹配结果 matches 和特征点集合 keypoints。

算法 1 特征点筛选算法

```
Input: ImageA, ImageB
Output: matches, keypoints
dealimage(ImageA, ImageB)
img_binaryzation(ImageA, ImageB)
keypoints←keypoint(ORB)
knnmatches←KnnMatch(keypoints)
△用 K 最近邻近算法快速得到匹配对 knnmatches
for (i=0; i<Len(knnmatches); i++)
    GetEntropy (pointA, pointA)
    Comentropy (pointA, pointA)
    if Comentropy>0.4
        matches←comentropy
    end if
end for
return matches, keypoints
```

4 改进的 RANSAC 算法

在第 3 节中,用二值化互信息筛选得到的特征点集合,正确匹配率高,内点比例高,所以 RANSAC 算法能够快速寻找最优估计^[13]。

图像的特征点都分布在颜色变化区域,常常集中在一起,通过集中的特征点求得的变换矩阵存在较大的误差。针对特

征点集中的问题,在求变换矩阵的过程中通过添加一些新特征点使特征点分散,并用迭代的方式求得误差最小的变换矩阵,使图像拼接得更好。

4.1 RANSAC 算法

RANSAC 算法的主要步骤如下:

(1)确定抽样次数 M 。按照置信概率 P 和数据错误率 ω ,以及所需的最小量数据 m 来计算模型参数,抽样次数的计算公式为:

$$1-(1-(1-\epsilon)^m)^M=P$$
 (10)

(2)在初始样本中随机选取 4 对匹配点对(4 点不共线,如果共线则重新选取),并计算出变换矩阵 H 。

(3)用变换矩阵 H 来计算出剩余的特征点对之间的欧氏距离 d 。

(4)若欧氏距离 d 小于某一阈值,则认为该匹配点为内点,否则为外点;统计内点的数目 S 。

(5)重复步骤(2)一步骤(4),达到循环次数时,内点数目最多且数目不变,最终得到最佳变换矩阵 H 。

RANSAC 中的总迭代次数默认为 2000,根据置信度、总匹配个数、当前内点个数、当前的总迭代次数动态改变总迭代次数的大小^[14]。如果内点占比较多,能很快找到正确估计,迭代次数就会减少,而且是以指数形式减少的,所以,当内点占比高时,最终的迭代次数可能只有几十次。本文粗匹配得到的特征点数目不超过 200,正确率高,故 RANSAC 算法的总迭代次数少,计算耗时少。

4.2 改进 RANSAC 算法

为得到精确的变换矩阵,本文采用迭代的方式求最佳变换矩阵。改进算法的步骤如下:

(1)对于粗匹配得到的特征点匹配集合 S ,用 RANSAC 计算出变换矩阵 H 。

(2)删除 S 中的一些错误匹配点。删除方法:选取一对匹配点 p ,从 S 中随机选取 4 对匹配点,先通过 H 得到图 A 中 5 个点的变换后位置,计算变换后这 4 点到 p 的距离;再计算图 B 中这 4 点到 p 的距离。若 4 点距离的差值都大于某一阈值,就去掉 p 点;若有 1 个点距离的差值小于某一阈值,就保留 p 点。最后得到内点占比极高的新集合 S 。

(3)计算平均误差 σ_1 ,并把 σ 作为矩阵 H 的评价标准。在第(2)步中,如果 p 点保留,求 4 点误差的平均值 $\bar{d}$ 。 σ 是对 $\bar{d}$ 累加求平均。计算公式如下,

$$\sigma=\frac{\sum_{i\in S}\bar{d}(i)}{n}$$
 (11)

(4)增加一些新特征点(新特征点不是用 ORB 提取描述的)。从集合 S 中随机选取 2 点 p ,如图 2 所示,在 p 的延长线两端等距选取两点 newpoint(在图像范围内),并通过互信息来判断新点是否为要找的点。分别计算出 newpoint1, newpoint2 的二值化互信息,如果互信息大于 0.4,就作为新特征点添加到集合 S 中,最终得到新的特征点集合 S 。

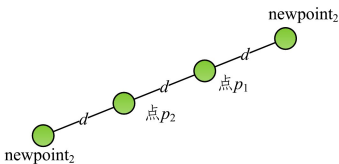


图 2 新特征点

(5)重复步骤(1)一步骤(4),直到特征点集合 S 的数目趋

于稳定或集合 S 的数目大于某一阈值或者迭代次数超过 10。

(6) 在多次迭代中,根据评价标准 σ 找到误差最小的变换矩阵 H_i 。

RANSAC 算法的抽样是随机的,内点不一定全部都是正确的匹配点,所以在第(2)步骤中,并没有直接使用 RANSAC 的内点集合。本文通过 4 点距离的比较,去除错误匹配。

本文在第(3)步骤中增加了一些新的特征点(延长线上),目的是让特征点分散。增加新特征点时,使用二值化互信息验证,保证了新特征点是正确的匹配点,同时也防止了特征点数目过多。

本文算法多次用 RANSAC 计算变换矩阵,在第一次迭代时,去除了大量错误匹配,提高了内点占比,减少了 RANSAC 算法的计算量,所以每次迭代计算时间都比第一次少。本文迭代次数最大为 10,改进的 RANSAC 算法总耗时不会超过 1 s。

4.3 算法描述

改进 RANSAC 算法的具体过程见算法 2。其中,输入包含匹配对(matches)、特征点集合(keypoints)、两张图像(ImageA、ImageB);输出是一张拼接好的图像(MosaicImage)。

算法 2 改进 RANSAC

```
Input: matches, keypoints, ImageA, ImageB
Output: MosaicImage
initialize  $\sigma, \mu, \maxkp$ 
While len(S) < maxkp & CycleTimes < 10 do
    H ← RANSAC(S)
    for all S keypoint kp do
        random (keypoints)
        compute (kp, random(keypoints), H)
        if num (range(kp, random(kp))) < 4
            S ← remove(kp)
            compute( $\sigma$ )
        end if
    end for
    for all S keypoint kp do
        newpoint1, newpoint2 ← random (onekeypoints)
        △随机选取特征点 onekeypoints, 并得到新特征点
        if newpoin. x < imgw & newpoin. y < imgh
            Comentropy(newpoint, ImageA, ImageA)
            △计算新特征点在两张图的互信息
            if Comentropy > 0.4
                S ← newpoint1
                S ← newpoint2
            end if
        end for
    end while
getbestmatrix()
warp(matches)
mosaic(ImageA, ImageB)
return MosaicImage
```

5 实验与结果分析

实验硬件环境为:处理器 Intel Corei5-7500 CPU @ 3.41 GHz,操作系统为 Windows10。实验图像是不同来源、不同场景的图像(最小为 640×480 ,最大为 $5\,760 \times 3\,840$)。图 3 是实验原图,左边是基准图像,右边是待匹配图像。

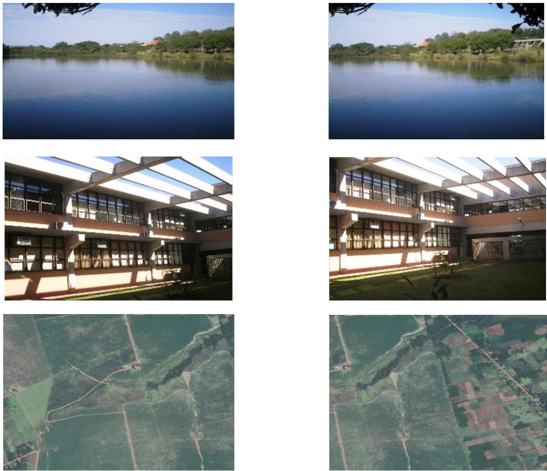


图 3 实验原图

5.1 二值化互信息筛选特征点实验对比

ORB 提取特征点数目为 500 对。用 K 最近邻近算法对特征点进行快速匹配,然后去除错误匹配。图 4 是特征点粗匹配的结果,左边图像是用欧氏距离筛选的结果,右边是用本文算法(二值化互信息)筛选的结果。由图 4(a) — 图 4(d) 可以发现,用互信息筛选的数目更多,正确率更高。在图 4(e)、图 4(f) 中,用互信息筛选的数目少,但正确率高。因此,并不是每一次用互信息筛选特征点,数目都一定比欧氏距离多。用互信息筛选的正确率一定比欧氏距离高。

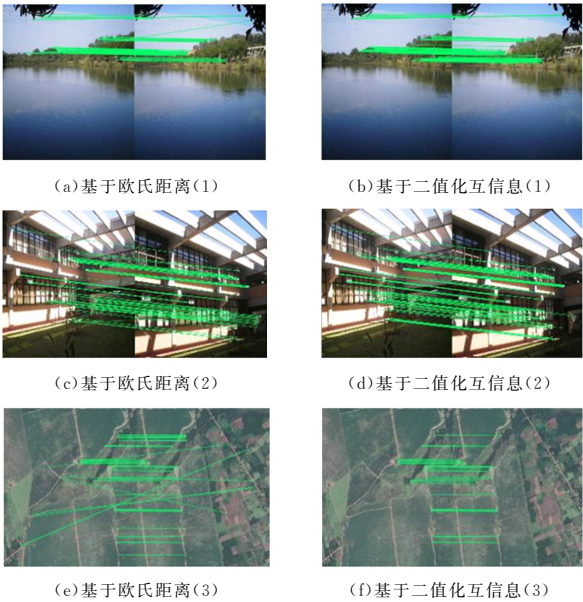


图 4 特征点的筛选

为了进一步说明用互信息筛选特征点的正确性,表 2 列出统计实验中的 5 组数据(数据用累加值)。每组图像特征点 500 对,总特征点数目 2500 对,内点率根据 RANSAC 算法统计。从表 2 中可以看出,用二值化互信息筛选特征点的正确率、内点率比用欧氏距离的高。

表 2 正确率的对比

类型	筛选数目/对	明显错误/对	内点率/%
基于欧氏距离	279	15	74.73
二值化互信息	532	13	82.41

内点占比的提高,减少了 RANSAC 算法的迭代次数,缩短了运算时间;随着内点数目的增加,可以得到更加精确的变换矩阵。

通过图像拼接痕迹,可以判断变换矩阵的好坏。图 5 是拼接的结果。可以看出,用二值化互信息筛选特征点,RANSAC 得到的矩阵更精确,拼接结果更好。

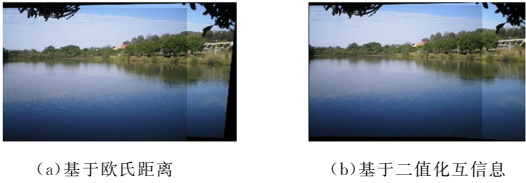


图 5 拼接结果

5.2 改进 RANSAC 算法的实验对比

用改进的 RANSAC 算法对第三组实验原图进行处理,图 6 给出特征点的数目、位置的变化过程。可以看到,特征点的数目逐渐增多,位置越来越分散。

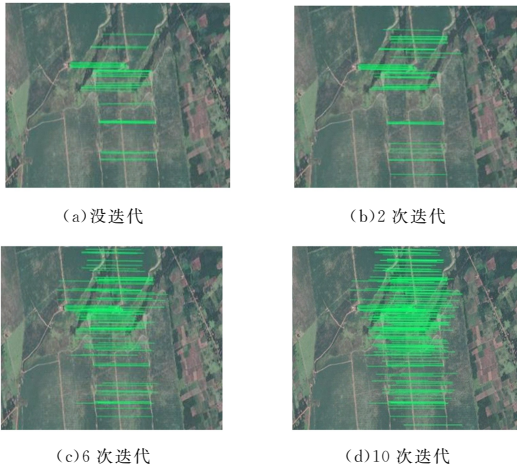


图 6 特征点的迭代结果

表 3 列出迭代过程中记录的一些数据。 σ 是变换矩阵的评价标准,根据误差 σ 可以得到,并不是迭代次数越多越好。当迭代 6 次以上时, σ 值动态变化,但相差并不大。迭代 6 次左右 σ 最小,这时变换矩阵最好。

表 3 误差对比

迭代次数	特征点数目/对	误差 σ /px	耗时/ms	累计耗时/ms
迭代前	46	0.831	104	104
2 次迭代	55	0.179	76	263
4 次迭代	75	0.072	59	384
6 次迭代	93	0.043	63	508
10 次	177	0.045	83	792

图 7 给出迭代后的拼接结果。

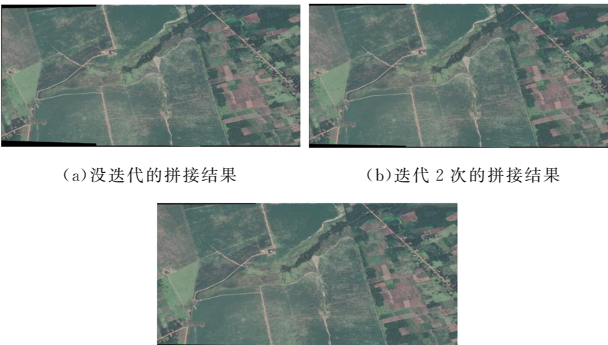


图 7 拼接结果

图 7(a)是没迭代的拼接结果,可以看到左图发生了形

变,拼接处有点错位。图 7(b)是 2 次迭代的拼接结果,略微发生了形变。图 7(c)是 6 次迭代的拼接结果,没发生形变。当迭代次数大于 6 时,拼接效果相差不多。因此,本文用改进的 RANSAC 算法可以得到更加精确的变换矩阵,从而得到更好的拼接结果。

结束语 本文使用图像的二值化信息,图像可以不用做预处理,而且图像中存在的噪声、光照变化等,对二值化信息影响较小,所以本文算法可以有效克服外在变化等问题。本文采用互信息筛选特征点对,大大增加了特征点匹配数目,提高了正确率,同时可以提高 RANSAC 运算效率,得到的变换矩阵更精确。当正确匹配点比较少,特征点集中时,用改进的 RANSAC 可以获得精确的变换矩阵,且不会太耗时,图像拼接的结果更准确。

参 考 文 献

[1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key-points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.

[2] CALONDER M,LEPETIT V,OZUYSAL M,et al.BRIEF: Computingalocal binary descriptor very fast[J]. IEEETransactionson Patten Analysis and Machine Intelligence,2012,34(6): 1281-1298.

[3] RUBLEE E,RABAUD V,KONOLIGE K,et al.ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]// International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society,2011,2564-2571.

[4] 张岩,李建增,李德良,等.特征匹配算法鲁棒性与速度的对比分析[J]. 飞航导弹,2017(1):71-79.

[5] VIOLA P,WELLS W. Alignment by maximization of mutualin for mation[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision. Boston;MA,1995:16-23.

[6] WU Y,MA W P. A Novel Point-Matching Algorithm Based on Fast Sample Consensus for Image Registration[J]. IEEEGeoscience and Remote Sensing Letters,2015,12(1):43-47.

[7] ZENG Q H,CHEN Y. A fast matching method for large view-point changes images based on ORB algorithm[J]. Control and Decision,2017,32(12):2233-2239.

[8] SHI B,HAN L,YAN H. Adaptive clustering algorithm based on KNN and density[J]. Pattern Recognition Letters,2018, 104:37-44.

[9] WANG L,CHEN Z. MR image registration based on an improved maximum mutual information[J]. Journal of Biomedical Engineering,2012,29(2):201.

[10] 张詹,张修如,基于信息熵的指纹图像二值化算法[J]. 计算机系统应用,2010(6):148-152.

[11] AMANKWAH A. Mutual Information for Image Registration [J]. Computer technology and Application,2015,2(1):9-14.

[12] BENNASAR M,HICKS Y,SETCHI R. Feature selection using Joint Mutual Information Maximisation [J]. Expert Systems with Applications,2015,42(22):8520-8532.

[13] ZHAO Y,JIANG J G,HONG R C. An optimized SIFT matching based on RANSAC[J]. Opto-Electronic Engineering,2014, 41(8):58-65.

[14] 张古,穆铁英.改进的 RANSAC 基础矩阵估计算法[J]. 小型微型计算机系统,2016,37(9):2084-2087.