

# 基于改进 GMS 和加权投影变换的图像配准算法

陈方杰\*, 韩军, 王祖武, 张国强, 成坚炼

上海大学通信与信息工程学院, 上海 200444

**摘要** 针对图像拼接技术中特征精匹配耗时长, 图像配准精度低导致拼接区域模糊等问题, 提出一种基于改进网格运动数据和加权投影变换的图像配准算法。该方法使用 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法进行图像特征提取, 再利用暴力匹配算法进行图像粗匹配。然后将图像划分成多个方形网格, 进行网格特征数量统计, 通过计算五宫格特征分数来剔除错误匹配, 得到精匹配特征点集。最后通过引入距离权重系数获得加权投影变换模型实现图像配准。将本文算法与其他方法在拼接序列集上进行测试比较, 实验结果表明, 本文算法在配准精度上平均提高 28.7%, 在特征精匹配速度上提升 43.6%, 拼接的全景图像无明显几何错位和畸变, 整体成像自然。

**关键词** 图像处理; 图像配准; 特征匹配; 图像拼接; 网格运动统计

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.111006

## Image Registration Algorithm Based on Improved GMS and Weighted Projection Transformation

Chen Fangjie\*, Han Jun, Wang Zuwu, Zhang Guoqiang, Cheng Jianlian

School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China

**Abstract** Fine feature matching in image stitching and blurred panorama areas is time consuming due to inaccurate image registration. To mitigate this issue, this study proposes a new image registration model based on improved grid motion statistics and weighted projection transformation. The method uses the oriented fast and rotated BRIEF (ORB) algorithm to extract and describe the image features. The brute-force matching algorithm is used for rough image matching. The image is divided into multiple square grids. Then, these grid features are counted and five grids feature scores are calculated to eliminate error matching and obtain the refined matching feature set. Lastly, image registration is achieved by adding a distance weighting coefficient to construct the weighted projection transformation model. Comparing the proposed algorithm with other methods used in the stitching sequence set, the experimental results revealed that the accuracy of the proposed algorithm was improved by an average of 28.7% for image registration and the feature matching speed was improved by 43.6%. The stitched panoramic image did not show any obvious geometrical dislocation or distortion, and the overall imaging appears quite natural.

**Key words** image processing; image registration; feature matching; image stitching; grid motion statistics

**OCIS codes** 100.2000; 110.2960; 100.4994; 100.5010

## 1 引言

在图像拼接技术中, 图像配准有着非常重要的作用, 直接关系到能否成功拼接图像<sup>[1]</sup>。目前, 图像配准方法大体分成两类: 基于灰度信息和基于特征信息的配准方法。基于灰度的方法速度快, 但稳定性差; 基于特征的方法对图像的光照和旋转等变化有更好的稳健性, 该类方法是目前主流的配准

技术<sup>[2-3]</sup>。

基于特征的配准方法一般分成 3 个步骤: 特征提取、特征匹配和变换模型估计。针对特征提取, 杨飒等<sup>[4]</sup>提出基于尺度不变特征转换(SIFT)<sup>[5]</sup>的配准方法, 其对于尺度缩放具有一定稳定性, 但计算特征描述符耗时较长, 图像配准速度慢。Watada 等<sup>[6]</sup>采用加速稳健特征(SURF)算法<sup>[7]</sup>提取特征, 通过积分图像加快计算, 但当视场角度变换过大时, 特征稳

收稿日期: 2018-04-24; 修回日期: 2018-05-14; 录用日期: 2018-05-29

基金项目: 国家自然科学基金(61471230)

\* E-mail: amusi1994@shu.edu.cn

健性较低。Wang 等<sup>[8]</sup>采用 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法<sup>[9]</sup>提取特征,对于纹理丰富的图像,既保证特征精度,又加快检测速度。

针对特征精匹配,上述算法都是采用随机采样一致性(RANSAC)算法<sup>[10]</sup>剔除错误匹配,该方法随机抽取匹配点对,不考虑粗匹配的质量,整体精匹配速度较慢。董强等<sup>[11-12]</sup>提出一种结合有向线段的改进二进制稳健不变可伸缩关键字(BRISK)算法<sup>[13]</sup>,利用匹配点建立有向线段进行邻近线段匹配,提高了匹配精度。但是当特征点数量较多时,对每组相邻特征点计算中间特征,会增大运算时间。Bian 等<sup>[14]</sup>提出一种网格运动数据(GMS)算法,通过在粗匹配特征点相邻的区域中统计具有匹配关系的特征数量来剔除错误匹配。通过九宫格划分统计提高精匹配效率,但需要额外计算 7 次旋转后九宫格的特征分数,而且网格划分方法没有考虑图像的大小,对于长宽比例不一致的图像,会生成矩形状的网格,导致网格中特征分布不均,因此 GMS 算法在精匹配效率上仍有待改进。

针对变换模型估计, Lee 等<sup>[15]</sup>在缝合线附近计算特征点,然后根据匹配点集估算单应性模型,进而实现图像配准。Gao 等<sup>[16]</sup>利用聚类算法将特征点分成两类,实现图像中的近、远景分离,并估算单独的单应性模型,最后通过加权将两个模型混合成一个变换模型。Zaragoza 等<sup>[17]</sup>提出逼近投影变换模型,该算法引入高斯距离来计算加权的局部变换模型,使得图像配准后,图像局部区域的形变都略有不同,较大地提高了图像重叠区域上图像的配准精度。

基于以上分析,本文提出一种改进型的配准算法。特征精匹配时,通过改进 GMS 算法,提出一种新的五宫格特征分数统计方法,在减少统计次数的同时,减少邻域网格的旋转次数,并将图像大小作为约束项来进行网格划分,既保证特征精匹配的精度,又提高了运行速度;估计变换模型时,采用逼近加权投影方法,引入像素距离关系来优化变换模型的权重系数,提高了重叠区域的配准精度。

## 2 改进 GMS 算法

### 2.1 ORB 特征点提取与暴力匹配

考虑到图像受光照和角度旋转等因素影响,本文采用稳健性较高且计算速度快的 ORB 算法对输入的两幅图像  $\{I_a, I_b\}$  提取特征点。然后利用基于汉明距离的暴力匹配算法<sup>[18]</sup>进行特征点粗匹配,将得到  $N$  组特征粗匹配点对,记为  $\{F_a, F_b\}$ ,其中  $F_a$

为在  $I_a$  图像上检测到的特征粗匹配点集,  $F_b$  为在  $I_b$  图像上检测到的特征粗匹配点集,分别记为  $F_a = \{f_{a1}, f_{a2}, \dots, f_{aN}\}$  和  $F_b = \{f_{b1}, f_{b2}, \dots, f_{bN}\}$ 。可知  $\{f_{ai}, f_{bi}\}$  表示第  $i$  组特征粗匹配点对。

### 2.2 匹配分布特征与特征邻域分数

GMS 算法通过严谨的数学论证和实验证明,指出正确匹配的相邻区域中存在若干对符合匹配关系的特征,而错误匹配的相邻区域中符合匹配关系的特征数量较少甚至不存在,如图 1 所示,绿色线为正确匹配,红色线为错误匹配,而蓝色线为支持匹配,其表示当前特征粗匹配点所在邻域中符合粗匹配关系的特征点对。根据此特性,GMS 算法通过在粗匹配点集  $\{F_a, F_b\}$  相邻的像素区域中统计符合匹配关系的特征数量来区分正确匹配和错误匹配。

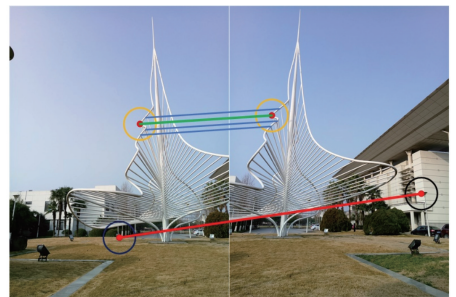


图 1 正确匹配与错误匹配的分布特征

Fig. 1 Distribution characteristics of correct matching and error matching

将  $\{I_a, I_b\}$  中匹配特征点集的邻域表示为  $\{N_a, N_b\}$ ,其中  $N_a = \{N_{a1}, N_{a2}, \dots, N_{aN}\}$ ,  $N_b = \{N_{b1}, N_{b2}, \dots, N_{bN}\}$ 。对于第  $i$  组匹配点对  $\{f_{ai}, f_{bi}\}$ ,统计  $f_{ai}$  邻域  $N_{ai}$  中的特征点集  $\{f_{ai1}, f_{ai2}, \dots, f_{aiM_i}\}$ 。也就是在  $1, 2, \dots, M_i$  的前面加上变量  $i$ 。因为这是第  $i$  组匹配点对的邻域。和特征数量  $M_i$ ,并统计这些特征点所匹配的特征点集  $\{f_{bi1}, f_{bi2}, \dots, f_{biM_i}\}$ 。也就是在  $1, 2, \dots, M_i$  前面加上变量  $i$ 。和匹配特征点集位于  $f_{bi}$  邻域  $N_{bi}$  中的特征数量  $S_i$ 。为了方便描述,将  $S_i$  称为特征邻域分数,计算过程如下:

$$s_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{if } f_{bik} \text{ in } N_{bi} \\ 0, & \text{other} \end{cases}, k = 1, \dots, M_i, \quad (1)$$

$$S_i = \sum_{k=1}^{M_i} s_{ik}, \quad (2)$$

式中  $s_{ik}$  为  $N_{ai}$  中第  $k$  个特征点所匹配的特征是否位于  $N_{bi}$  的状态,若在  $N_{bi}$  内,则判定为 1,否则判定为 0。然后对正确匹配的特征邻域分数  $S_i$  和错误匹配的特征邻域分数  $S_f$  进行统计,根据  $M_i$  和  $S_i$  的

比例关系设定分数阈值  $S_T$ , 来判定  $\{f_{ai}, f_{bi}\}$  是否为正确匹配, 如图 2 所示。最终遍历所有匹配特

征点集来剔除错误匹配, 得到精匹配特征点集  $\{F'_a, F'_b\}$ 。

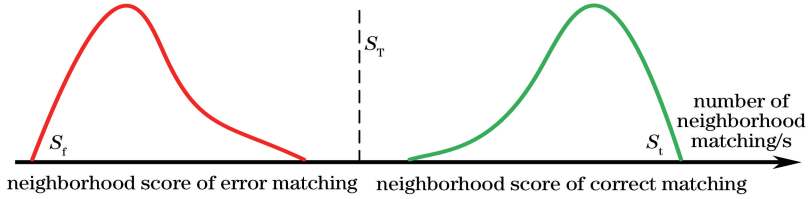


图 2 正确匹配和错误匹配的特征邻域分数分布图

Fig. 2 Correct matching and error matching feature for neighborhood score distributions

### 2.3 改进型五宫格特征分数统计方法

为了加快统计, GMS 算法将一幅图像分成  $G = P \times Q$  不重叠的网格, 即将  $\{I_a, I_b\}$  划分为多个网格块的集合  $\{A, B\}$ , 其中  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_G\}$ ,  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_G\}$ ,  $a_i$  表示  $I_a$  中第  $i$  个网格,  $b_j$  表示  $I_b$  中第  $j$  个网格。实际上, 会存在一些特征点位于网格边缘, 为了增加稳健性, GMS 算法统计每个网格特征分数, 同时统计与其相邻对称的 8 个网格特征分数, 如图 3 中紫色网格所示。因为网格具有对称性, 而对一个网格计算 8 次相邻网格特征分数, 会增加不必要的计算量。本文针对网格分布的对称性, 只统计与当前网格相邻且对称的 4 个网格特征分数, 相邻对称网格的分布情况如图 3 中黄色网格所示。将这五个网格特征分数之和称为五宫格特征分数  $S$ , 定义公式如下:

$$S_i = \sum_{j=1}^5 s_{i,j}, \quad (3)$$

式中  $s_{i,j}$  为第  $i$  个网格所在的五宫格中第  $j$  个网格特征分数。

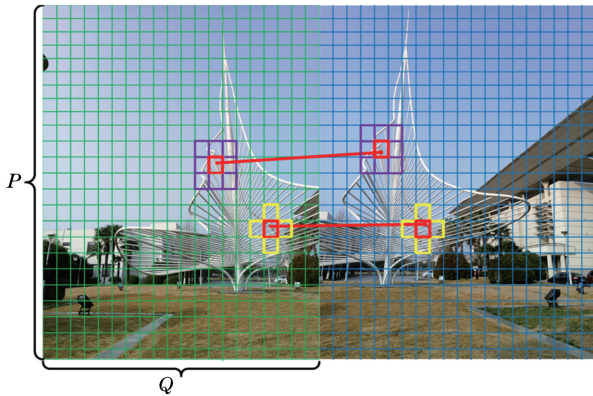


图 3 九宫格网格(紫色)和五宫格邻域(黄色)

Fig. 3 Nine lattice grids (purple) and five lattice grids (yellow) in a neighborhood sequence

为了避免图像间旋转对统计的影响, 这里顺时针旋转五宫格, 如图 4 所示。其中红色框表示特征点所在的网格  $G_3$ , 旋转不会改变其位置, 而相邻的

网格会顺时针移动, 如左上角紫色框内是网格  $G_1$ , 旋转第一次后紫色框内是网格  $G_2$ , 旋转第二次后紫色框内是网格  $G_5$ , 依次旋转到第 4 次时, 网格特征分布情况与图 4(a) 初始情况一致, 所以只要统计 3 次旋转情况下最大的网格特征分数  $S_i^R$ , 相对于需要 7 次旋转的九宫格方法减少了一半以上的计算量。

$$S_i^R = \max \left\{ \sum_{j=1}^5 S_{i,j}^k, k = 0, \dots, 3 \right\}, \quad (4)$$

式中  $S_{i,j}^k$  为对第  $i$  个网格所在的五宫格旋转  $k$  次后第  $j$  个网格特征分数。然后, 统计当前五宫格内网格的粗匹配特征数量的均值:

$$M_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 M_{i,j}, \quad (5)$$

式中  $M_{i,j}$  为第  $i$  个网格所在的五宫格中第  $j$  个网格内粗匹配特征数量。当网格特征分数  $S_i^R$  大于网格特征分数阈值  $S_T$  时, 判定  $\{f_{ai}, f_{bi}\}$  为正确匹配, 反之, 为错误匹配。网格特征分数阈值  $S_T$  计算公式:

$$S_T = \mu \ln(\alpha M_i + \beta), \quad (6)$$

$$\{f_{ai}, f_{bi}\} = \begin{cases} T, & S_i^R > S_T \\ F, & \text{other} \end{cases}, \quad (7)$$

式中  $\mu, \alpha, \beta$  为阈值系数。 $\mu$  系数针对网格内正确匹配较少且错误匹配较多的情况, 一般设置较大,  $\alpha$  系数是特征数量均值的权重, 一般设置接近于 1, 而  $\beta$  是针对以  $e$  为底的对数函数输入较小的情况, 一般设置较小。

GMS 算法中网格数量的  $P$  和  $Q$  值都是经验值, 对于长宽比例不一致的图像, 会生成矩形状的网格, 导致九宫格内每个网格中粗匹配特征数量分布不均。本文提出将输入图像的长宽比作为约束, 通过经验值  $E$  来初始化  $P$  和  $Q$  值, 使得划分的网格接近规则的正方形。

$$\begin{cases} P = E, Q = P(I_w/I_h), & \text{if } I_w < I_h \\ Q = E, P = Q(I_w/I_h), & \text{if } I_w > I_h \end{cases}, \quad (8)$$

式中  $I_w$  和  $I_h$  分别为输入图像  $I$  的宽度和高度。



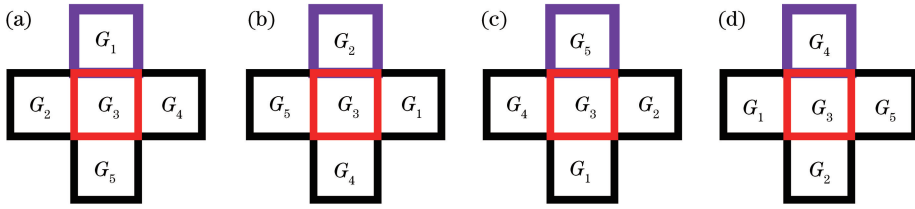


图4 五宫格旋转示意图。(a)网格邻域的五宫格;(b)顺时针旋转1次;(c)顺时针旋转2次;(d)顺时针旋转3次

Fig. 4 Schematics of five lattice grid rotation. (a) Five lattice grids of the grid neighborhood;

(b) rotate clockwise once; (c) rotate clockwise twice; (d) rotate clockwise thrice

### 3 加权投影变换

$\mathbf{p}_a = [x_a, y_a]^T$  和  $\mathbf{p}_b = [x_b, y_b]^T$  表示图像  $\{I_a, I_b\}$  中的一对匹配点。利用上述得到的  $N'$  组匹配点对  $\{\mathbf{F}'_a, \mathbf{F}'_b\} = \{\mathbf{p}_{a_i}, \mathbf{p}_{b_i}\}_{i=1}^{N'}$  和(9)式可以求解出全局单应性矩阵  $\mathbf{H}$ ：

$$\mathbf{H} \tilde{\mathbf{p}}_b \Leftrightarrow \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{00} & h_{01} & h_{02} \\ h_{10} & h_{11} & h_{12} \\ h_{20} & h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中  $\tilde{\mathbf{p}}_a$  和  $\tilde{\mathbf{p}}_b$  分别为  $\mathbf{p}_a$  和  $\mathbf{p}_b$  的齐次坐标,  $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 。

当  $I_a$  和  $I_b$  不是相机绕其光心旋转拍摄得到, 或者图像背景不能近似一个平面场景时, 将全局单应性矩阵  $\mathbf{H}$  作为变换模型, 会在配准后造成鬼影效应或者模糊现象。为了解决这个问题, 本文通过加入权重系数来计算局部依赖的单应性矩阵  $\mathbf{H}_*$ , 然后对  $I_b$  中的每个点  $\mathbf{p}_{b*}$  进行变换,  $\tilde{\mathbf{p}}_{a*} = \mathbf{H}_* \tilde{\mathbf{p}}_{b*}$ , 其中  $\mathbf{H}_*$  由下述公式计算得出：

$$\mathbf{H}_* = \underset{\mathbf{h}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{W}_* \mathbf{A} \mathbf{h}\|^2, \|\mathbf{h}\| = 1, \quad (10)$$

式中权重矩阵  $\mathbf{W}_* = \operatorname{diag}([\omega_*^1, \omega_*^1, \dots, \omega_*^{N'}, \omega_*^{N'}])$ ,  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{2N' \times 9}$  为直接线性变换方程的矩阵, 向量  $\mathbf{h}$  为矩阵  $\mathbf{H}$  的变形,  $\mathbf{h} = [h_{00} \ h_{01} \ h_{02} \ h_{10} \ h_{11} \ h_{12} \ h_{20} \ h_{21} \ h_{22}]$ , 权重系数  $\{\omega_*^i\}_{i=1}^{N'}$  是根据当前点  $\mathbf{p}_{b*}$  到  $I_b$  上所有特征点  $\{\mathbf{p}_{b_i}\}_{i=1}^{N'} = \{\mathbf{f}_{b_i}\}_{i=1}^{N'}$  的高斯距离来确定, 设定离  $\mathbf{p}_{b*}$  邻域越近的像素权值越大, 反之, 取值越小：

$$\omega_*^i = \max[\exp(-\|\mathbf{p}_{b*} - \mathbf{p}_{b_i}\|^2 / \sigma^2), \gamma], \quad (11)$$

式中  $\sigma$  为尺度参数。为了防止权重系数过于稀疏, 引入默认补偿值  $\gamma \in [0, 1]$ 。

### 4 实验结果与分析

本文算法在 CPU 为 2.3 GHz Intel core i5, 内

存为 4 GB 的 PC 机上, 利用 Visual Studio 2013 编写 C++ 代码实现。采用逼近投影 (APAP) 的 trail, 双单应性变换 (DHW) 的 temple, 形状保持半投影 (SPHP) 的 garden<sup>[19]</sup> 和本文的 fan-sculpture, 共计 4 组图像来对算法进行特征精匹配速度和配准精度评测, 如图 5(a)~(d) 所示。具体实验参数  $\{N, P, Q, \mu, \alpha, \beta, \sigma, \gamma, E\} = \{10000, 25, 25, 10, 1.1, 2, 9.5, 0.05, 20\}$ 。

#### 4.1 图像配准评价指标

本文采用 4 个评价指标对图像配准算法进行综合评价。

1) 采用精匹配内点数量和精匹配速度对改进的网格运动统计方法进行评价。

2) 采用匹配正确率 (CMR) 对匹配精度进行评价。正确匹配率的值越大, 表示匹配性能越好, 匹配正确率  $C_{MR}$  定义如下：

$$C_{MR} = N_c / N', \quad (12)$$

式中  $N'$  为精匹配点对的数量;  $N_c$  为正确匹配点数。

3) 采用均方根误差 (RMSE) 对图像配准精度进行评价。均方根误差的值越大, 表示参考图像与配准后的图像之间距离越大, 即配准精度越低, 反之, 配准精度越好。均方根误差的计算公式如下：

$$E_{rms}(f) = \sqrt{\frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} \|(x_i, y_i) - f(x'_i, y'_i)\|^2}, \quad (13)$$

式中  $N'$  为精匹配点对的数量,  $(x'_i, y'_i)$  为待配准图像中的特征点坐标,  $(x_i, y_i)$  为参考图像中匹配点对应的特征点坐标,  $f(\cdot)$  为变换模型。

#### 4.2 图像配准实验结果

采用 GMS 算法中的九宫格特征分数统计方法和本文改进的五宫格特征分数统计方法进行特征点精匹配效率比较, 然后采用 SIFT+RANSAC、SURF+RANSAC、BRISK+RANSAC、ORB+RANSAC、AKAZE+RANSAC<sup>[20]</sup> 和本文算法进行匹配正确率和图像配准精度比较。利用 4 组图像



对性能进行测试,如图 5(a)~(d)所示,图像尺寸分别为 2000 pixel  $\times$  1500 pixel、730 pixel  $\times$

487 pixel、2448 pixel  $\times$  3264 pixel、3008 pixel  $\times$  4000 pixel。



图 5 4 组测试图像。(a) APAP 轨道图;(b) DHW 寺庙图;(c) SPHP 花园图;(d) 本文算法扇形雕塑图

Fig. 5 Four groups of test images. (a) APAP trail images; (b) DHW temple images; (c) SPHP garden images; (d) proposed algorithm fan-sculpture images

本文对每组图像利用 ORB 算法提取特征并通过暴力匹配得到约 10000 组粗匹配点对。如表 1 所示,本文算法在保证精匹配精度不损失的情况下,相

比较 GMS 算法保留了更多数量的精匹配点对。同时,本文算法的精匹配运行速度有较大改善,运行时间相比较 GMS 算法大约减少了 43.6%。

表 1 精匹配对数和运算时间

Table 1 Refined match pairs and running time

Images	Algorithm	Rough match pairs	Refined match pairs	Time /s
Fig. 6(a)	GMS	10000	2685	0.065
	Proposed	10000	<b>2705</b>	<b>0.039</b>
Fig. 6(b)	GMS	9889	3338	0.058
	Proposed	9889	<b>3420</b>	<b>0.034</b>
Fig. 6(c)	GMS	10000	850	0.071
	Proposed	10000	<b>897</b>	<b>0.042</b>
Fig. 6(d)	GMS	10000	23.58	0.045
	Proposed	10000	<b>2776</b>	<b>0.029</b>

如表 2 所示,本文算法和 SIFT+RANSAC 算法的特征点匹配正确率最高且相近,后者得益于 128 维度的 SIFT 特征描述符,其对旋转和光照等变化有着较强的稳健性,而本文算法通过改进 GMS

算法计算五官网格特征分数来筛选正确匹配,同样获得较高的匹配正确率。针对纹理信息较为复杂的图像,如图 5(a)和图 5(c),本文算法的匹配正确率均高于其他算法,可达到 97.86%。

表 2 匹配正确率

Table 2 Matching correct rate

Algorithm	Images			
	Fig. 6(a)	Fig. 6(b)	Fig. 6(c)	Fig. 6(d)
SIFT+RANSAC	97.32	<b>98.74</b>	97.65	96.51
SURF+RANSAC	95.62	96.68	96.13	95.71
BRISK+RANSAC	93.54	95.13	94.81	93.90
ORB+RANSAC	94.78	95.47	93.18	94.87
AKAZE+RANSAC	95.13	97.69	95.89	95.23
Proposed	97.57	98.61	<b>98.14</b>	<b>96.56</b>

如表 3 所示,所有算法的均方根误差都在一个像素范围内,而本文算法的均方根误差值均小于其他算法,配准精度最高。相比于 SIFT+RANSAC 算法和

ORB+RANSAC 算法,均方根误差值分别平均减少了 13.7%和 44.3%,而且平均均方根误差值相比较其他算法减少了 28.7%,匹配精度得到提高。

表 3 均方根误差  
Table 3 Root mean square error

pixel

Algorithm	Images			
	Fig. 6(a)	Fig. 6(b)	Fig. 6(c)	Fig. 6(d)
SIFT+RANSAC	0.5189	0.3953	0.4571	0.4134
SURF+RANSAC	0.5854	0.4412	0.4925	0.4335
BRISK+RANSAC	0.7025	0.5633	0.6232	0.6069
ORB+RANSAC	0.6687	0.4951	0.5834	0.5488
AKAZE+RANSAC	0.6065	0.4238	0.5218	0.5047
Proposed	<b>0.4527</b>	<b>0.3557</b>	<b>0.4079</b>	<b>0.3713</b>

### 4.3 图像拼接自然度评价

利用全局单应性和本文算法的加权投影变换作为几何变换模型对图像进行拼接,采用渐入渐出融合方法进行图像融合,最后拼接结果如图 6 所示。左列图像是全局单应性拼接的结果,从放大的红色框图中可以看到明显的几何错位,如图 6(a1)轨道的错乱和图 6(d1)扇形雕塑顶部的错位,从放大的

绿色框图中可以看到像素区域出现鬼影导致成像模糊。右列图像是本文算法拼接结果,从放大的图像细节可以看出,本文算法无明显的几何错位和模糊问题,重叠区域边缘过渡良好,亮度变化均匀,整体成像自然。图像拼接的结果,证明了本文算法的有效性和实用价值。

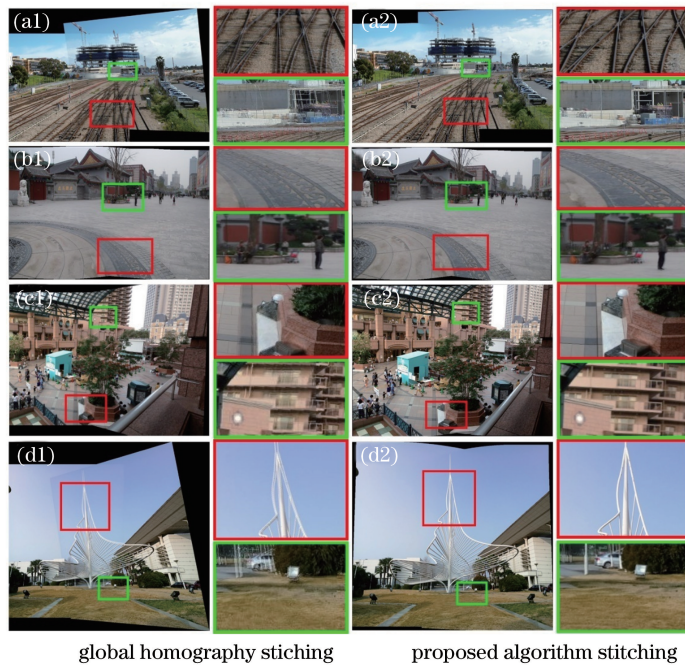


图 6 4 组图像拼接比较。(a) APAP 轨道图拼接;(b) DHW 寺庙图拼接;(c) SPHP 花园图拼接;(d) 本文算法扇形雕塑图拼接

Fig. 6 Four groups of image stitching for comparison. (a) APAP trail image stitching;

(b) DHW temple image stitching; (c) SPHP garden image stitching; (d) proposed stitching algorithm

## 5 结 论

针对传统图像拼接算法中特征精匹配复杂度高和图像配准精度低问题,提出了一种改进 GMS 和加权投影变换的图像配准算法。该算法通过改进的五宫格特征分数统计方法,减少计算复杂度的同时减少网格旋转次数,并将图像的大小作为约束来对图像进行方形网格划分,获得与 GMS 算法相同的

特征精匹配精度,并极大地提高了运算速度,然后引入权重系数得到加权投影变换模型。实验结果表明,本文算法在特征精匹配上较 GMS 算法运算时间大约减少 43.6%,使用加权投影方法作为变换模型,较传统的单应性方法在配准精度上平均提高 28.7%,利用改进的图像配准算法进行图像拼接,合成的全景图像无明显的几何错位和模糊问题,重叠区域的边缘过渡良好。但针对视差等传统难题,本

文并没有很好地解决,因此下一步,研究内容应重点考虑含有视差的图像配准问题,增加配准算法的稳健性。

### 参 考 文 献

- [1] Li N, Xu Y F, Wang C. Quasi-homography warps in image stitching [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(6): 1365-1375.
- [2] Chen J W, Feng H J, Pan K C, *et al.* An optimization method for registration and mosaicking of remote sensing images[J]. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(2): 697-703.
- [3] Wang W X, Cao T, Liu S, *et al.* Remote sensing image automatic registration on multi-scale harris-laplacian[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2015, 43(3): 501-511.
- [4] Yang S, Xia M H, Zheng Z S. Medical image registration algorithm based on polynomial deterministic matrix and SIFT transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 081002.  
杨飒, 夏明华, 郑志硕. 基于多项式确定性矩阵的SIFT医学图像配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 081002.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] Watada J, Zhang H M, Melo H, *et al.* SURF algorithm-based panoramic image mosaic application [C] // *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2017: 349-358.
- [7] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] Wang M S, Niu S Z, Yang X. A novel panoramic image stitching algorithm based on ORB [C] // *International Conference on Applied System Innovation*, 2017: 818-821.
- [9] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // *International Conference on Computer Vision*, 2011: 2564-2571.
- [10] Tran Q H, Chin T J, Carneiro G, *et al.* In defence of RANSAC for outlier rejection in deformable registration[C] // *European Conference on Computer Vision*, 2012: 274-287.
- [11] Dong Q, Liu J H, Wang C, *et al.* Image mosaic algorithm based on improved BRISK [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(2): 444-450.  
董强, 刘晶红, 王超, 等. 基于改进 BRISK 的图像拼接算法 [J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(2): 444-450.
- [12] Zhao T, Kang H L, Zhang Z P. Fast image mosaic algorithm based on area blocking and BRISK [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(3): 031005.  
赵婷, 康海林, 张正平. 结合区域分块的快速 BRISK 图像拼接算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(3): 031005.
- [13] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints [C] // *International Conference on Computer Vision*, 2011: 2548-2555.
- [14] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, *et al.* GMS: Grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 2828-2837.
- [15] Lee D, Lee S. Seamless image stitching by homography refinement and structure deformation using optimal seam pair detection [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2017, 26(6): 1.
- [16] Gao J H, Kim S J, Brown M S. Constructing image panoramas using dual-homography warping [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011:49-56.
- [17] Zaragoza J, Chin T J, Tran Q H, *et al.* As-projective-as-possible image stitching with moving DLT[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(7): 1285-1298.
- [18] Bostanci E. Is Hamming distance only way for matching binary image feature descriptors? [J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(11): 806-808.
- [19] Chang C H, Sato Y, Chuang Y Y. Shape-preserving half-projective warps for image stitching [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 3254-3261.
- [20] Alcantarilla P, Nuevo J, Bartoli A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C] // *British Machine Vision Conference*, 2013: 1-11.