

基于 CLAHE 和改进 ZNCC 的图像拼接研究

霍冠群, 陆金波*, 罗圣翔

西南石油大学电气信息学院, 四川 成都 610500

摘要 对弱对比度图像进行拼接时, 由于对比度较差等原因, 待拼接图像上分布的匹配特征点较少, 图像配准误差较大。为了解决这一问题, 提高图像拼接质量, 提出一种基于 contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) 和改进 zero-mean normalized cross-correlation (ZNCC) 的图像拼接算法。在提取特征点前, 利用 CLAHE 算法对弱对比度图像进行预处理, 增加图像对比度, 增加匹配点数量; 然后, 使用结合特征点梯度主方向的改进 ZNCC 算法筛选特征点, 提高特征点的正确匹配率; 最后, 使用筛选后的特征点集合计算变换矩阵, 并完成图像拼接。实验结果表明, 与其他算法相比, 所提算法在弱对比度图像上增加了约 25% 的正确匹配点, 误匹配率相对于 SIFT 算法降低 0.5 个百分点~3 个百分点, 有效提高了图像配准精度, 减少了配准重影的出现, 优化了图像拼接结果。

关键词 图像处理; 图像拼接; 图像增强; 特征点筛选

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1211003

Image Stitching Based on CLAHE and Improved ZNCC

Huo Guanqun, Lu Jinbo*, Luo Shengxiang

School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, Sichuan, China

Abstract When stitching images with weak contrast, there will be a few matching feature points distributed on the images to be stitched because of poor contrast and other factors and the image registration error will be high. To address this problem and improve the quality of image stitching, this study proposes an image stitching algorithm based on contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) and improved zero-mean normalized cross-correlation (ZNCC). Before feature point extraction, we use the CLAHE algorithm to preprocess the weak contrast image for enhancing the image contrast, which increases number of matching points. Thereafter, the improved ZNCC algorithm combined with the main direction of the gradient of feature points is used to filter feature points, which improves the correct matching rate of feature points. Finally, we use the filtered feature points to calculate the transformation matrix and complete the image stitching. The experimental results indicate that compared with other algorithms, the proposed algorithm increases number of correct matching points by approximately 25% in the weak contrast image and reduces the false matching rate by 0.5 percentage points – 3 percentage points compared with the SIFT algorithm, effectively improving the image registration accuracy, reducing the registration ghosting, and optimizing the image mosaic results.

Key words image processing; image stitching; image enhancement; feature points filtering

1 引言

目前, 图像拼接是计算机视觉中的一个热门研

究领域, 指将两幅或多幅小视野图像通过投影变换拼成一幅大视野图像的过程^[1]。图像拼接被广泛应用于遥感图像处理、医学影像分析和全景图像构建

收稿日期: 2021-05-21; 修回日期: 2021-07-13; 录用日期: 2021-08-31

基金项目: 国家自然科学基金(61603319, 61601385)

通信作者: *lujb@swpu.edu.cn

等方面。

一直以来,图像配准精度是影响拼接质量的重要因素,其与配准算法和配准时匹配点的数量和质量有着重要关系。关于配准算法的研究有很多,如文献[2]将网格变形与图像拼接结合在一起,将图像划分为若干个均匀的网格,并提出 moving direct linear transformation (Moving-DLT) 算法计算每一个网格单应性,建立了图像之间的局部单应性,可以获得较好的拼接结果。文献[3]从形状矫正的角度出发,将重叠区域的投影变换逐渐过渡到非重叠区域,并在整幅图像上施加相似变换约束,防止图像的边缘区域过度拉伸,减少了拼接失真。文献[4]借助 thin plate spline (TPS) 模型构造匹配点的变形函数,以消除视差引起的投影偏差,提高重叠区域对齐的质量。文献[5]研究了拼接具有显著结构特点的图像时,图像中直线结构的非自然扭曲问题,在配准过程中建立特征点与直线的三角约束关系,以保护图像中的直线结构,使拼接结果更自然。

上述文献中的各种配准算法提高了图像配准精度,并且获得了较好的拼接效果。除配准算法外,待拼接图像配准时匹配特征点的数量和质量也会影响到图像的配准精度^[6]。文献[7]通过扩大内点覆盖的范围,增加变换模型的适用范围,提高拼接图像的质量。文献[8]研究了基于深度学习的图像拼接算法,通过结合空间变换网络和 Softargmax 函数提取到了更为稠密的特征点。文献[9]在对森林样地图像进行拼接时,对于采集的 25 块样地图像,因曝光,有 12 块样地图像对比度较弱,在树干上检测不到匹配点而无法拼接。

针对弱对比度图像的拼接,本文提出一种基于 contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) 和改进 zero-mean normalized cross-correlation (ZNCC) 的图像拼接算法。在提取特征点前,利用 CLAHE 算法增强图像的对比度,增加匹配点数量;然后将 ZNCC 算法与特征点的梯度主方向相结合,筛选匹配特征点,提高正确匹配率,改善拼接结果。

2 增强图像对比度的方法

2.1 CLAHE 算法原理

CLAHE 算法是 AHE 算法的改进,都属于基于直方图的图像增强算法。它通过设置直方图的最大幅值,防止累积分布直方图的斜率过大,克服了 AHE 算法过度放大噪声的问题,被广泛应用于图像

的增强处理方面^[10]。CLAHE 算法的具体步骤如下。

1) 将原图像分割为 $m \times n$ 个大小相等且互不重叠的子图像。

2) 分别统计每一个子图像的直方图 $h(x)$ 。

3) 计算直方图的最大幅值 T , 计算公式为

$$T = \frac{n_x n_y}{k} + c \times \left(n_x n_y - \frac{n_x n_y}{k} \right), \quad (1)$$

式中: n_x 和 n_y 分别表示子图像行数和列数; k 表示直方图的箱数; c 表示裁剪系数。

4) 裁剪直方图,根据 T 对子图像的直方图进行裁剪限幅,并把超出最大幅值的像素个数均匀分配到每一个灰度级上,如图 1 所示。设超出的像素总数为 N , 分配到各个箱上的像素个数为 n_{mean} , 则有

$$N = \sum_{x=1}^k \max \{ [h(x) - T], 0 \}, \quad (2)$$

$$n_{\text{mean}} = \frac{N}{k}, \quad (3)$$

则均衡后的直方图 $h'(x)$ 为

$$h'(x) = \begin{cases} h(x) + n_{\text{mean}}, & h(x) < T \\ T + n_{\text{mean}}, & h(x) \geq T \end{cases} \quad (4)$$

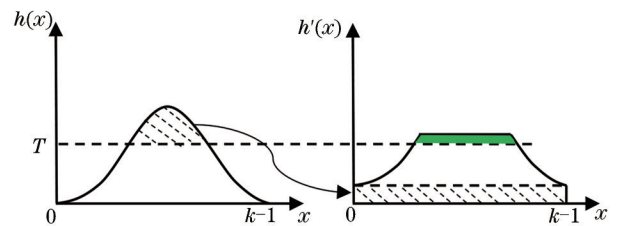


图 1 直方图裁剪

Fig. 1 Histogram clipping

5) 根据 $h'(x)$ 计算子图像的累积分布函数和映射函数。

6) 插值运算,如图 2 所示, A、B、C、D 分别为 4 个相邻子图像的中心, $P_A(s)$ 、 $P_B(s)$ 、 $P_C(s)$ 、 $P_D(s)$ 分别为它们所在子图像区域的映射函数。设 s 为区域内某点上的像素值,则它的新像素值 s' 可通过与周围相邻区域进行插值运算获得,即

$$s' = (1 - b) \left[(1 - a) P_C(s) + a P_D(s) \right] + b \left[(1 - a) P_A(s) + a P_B(s) \right], \quad (5)$$

在图像的边缘和角点处,插值方法有所不同,获得 s' 的公式为

$$s' = (1 - a) P_A(s) + a P_B(s), \quad (6)$$

$$s' = P_A(s). \quad (7)$$

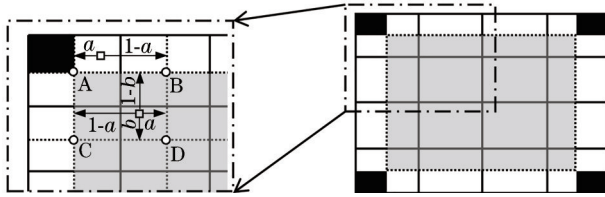


图 2 插值运算

Fig. 2 Interpolation operation

2.2 基于 CLAHE 的图像增强

传统方法将 RGB 图像转为 HSV 图像, 然后仅对明亮分量 V 进行均衡。为了获取更多的匹配点, 本文首先根据 CLAHE 算法计算 RGB 图像的灰度图像所对应的映射函数, 然后再根据此映射函数计算图像 R、G、B 三个色彩空间上的像素值。

基于 CLAHE 增强图像对比度的流程如图 3 所示, 主要分为 3 个步骤。第一步, 首先判断图像能否分割为 $m \times n$ 个大小相等的子图像, 通常分割为 8×8 个子图像^[11]; 若不能, 则通过镜像的方式沿图像的边缘对图像进行扩充; 然后将 RGB 图像转为灰度图像。第二步, 根据前面介绍的 CLAHE 算法计算各个灰度子图像的映射函数。第三步, 根据式 (5)~(7) 及各个子图像的灰度映射函数, 依次计算原 RGB 图像每一个位置上的 R、G、B 值。

所提方法和传统方法处理图像后, 使用 SIFT

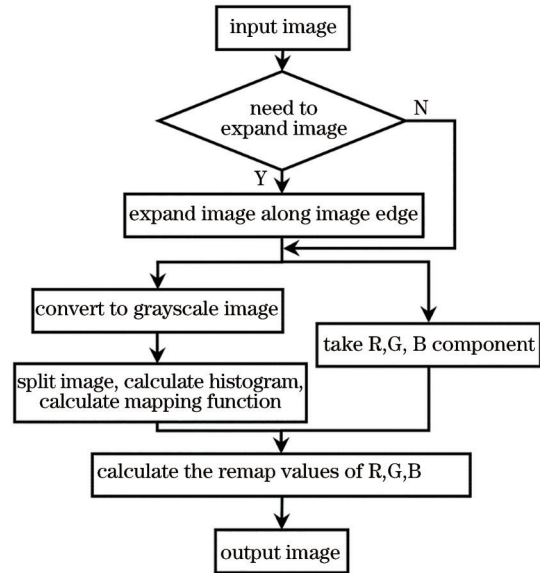


图 3 增强图像对比度的流程

Fig. 3 Process of enhancing image contrast

算法^[12]提取特征点, 特征点匹配结果如图 4 所示。图 4(a) 为传统方法对 V 空间均衡后特征点进行提取并匹配的结果, 图 4(b) 为所提方法的匹配结果。在图 4 中, 使用圆圈标记了错误匹配点, 且错误匹配点之间使用粗线连接。通过观察可得, 所提方法提取到的匹配点数明显高于传统方法, 且错误匹配点也少于传统方法。

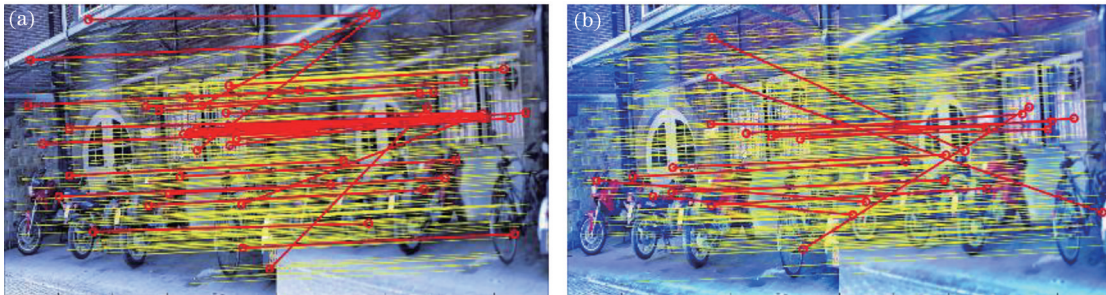


图 4 增强对比度后特征点提取及匹配结果。(a)传统方法;(b)所提方法

Fig. 4 After contrast enhancement, feature point extraction and matching results. (a) Traditional method; (b) proposed method

3 改进的 ZNCC 算法

在获得增强图像的匹配特征点后, 通常需要使用 random sample consensus (RANSAC) 算法估计待拼接图像之间的变换关系。而 RANSAC 算法是一种采用迭代方式的算法, 它对整个匹配特征点集合进行拟合 (包含错误的匹配点), 以期获得一个包含特征点数量最多的变换矩阵。对于错误匹配率过高的图像, RANSAC 算法处理时可能会留下一些误匹配点, 影响配准精度和拼接结果^[13]。因此, 为

降低误匹配率, 采用 ZNCC 算法对匹配点进行二次筛选。ZNCC 算法利用两个待匹配像素点邻域窗口内的像素值, 计算两个待匹配像素点之间的相似程度, 计算公式为

$$C_{ZNCC} = \frac{\sum_i [I_A(x_i, y_i) - \bar{I}_A][I_B(x_i, y_i) - \bar{I}_B]}{\sqrt{\sum_i [I_A(x_i, y_i) - \bar{I}_A]^2 [I_B(x_i, y_i) - \bar{I}_B]^2}}, \quad (8)$$

式中: I_A 和 I_B 表示两幅待匹配图像 A、B 的粗匹配点周

围的采样区域; \bar{I}_A 和 \bar{I}_B 为采样区域内的平均灰度值; $C_{ZNCC} \in [-1, 1]$, 1 表示完全匹配, 0 表示不相关^[14]。

ZNCC 在计算过程中减去了邻域相关窗口的均值, 因此 ZNCC 算法具有光照不变性, 相对于其他相关性函数, 具有较强的抗干扰性和鲁棒性, 但是两个待匹配的窗口像素需要一一对应才能获得准确的匹配结果。若图像之间存在旋转关系, 直接使用 ZNCC 算法筛选特征点时会导致一些错误的筛选结果。在大多数情况下, 待拼接的图像之间均会存在一些旋转性, 因而为了使 ZNCC 算法能够准确筛选出具有旋转性的图像之间的误匹配点, 根据 SIFT 算法的旋转不变性原理, 提出了 ZNCC 的改进算法, 具体方法如下。

1) 提取特征点的梯度主方向 θ , 如图 5 的左图所示, 并设置合适的采样窗口大小。

2) 将采样窗口旋转至与梯度主方向相同的位置, 如图 5 的右图所示。旋转后采样点的新坐标为

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

3) 根据式(8)计算特征点之间的相关性, 并判断其是否为正确匹配点。

4) 重复步骤 2) 和 3), 直到所有的匹配点都被检测到。

在筛选时, 使用不同大小的采样窗口和不同的阈值获得的正确匹配点数量和正确匹配率的统计如表 1 所示, 其中测试图像是 Mikolajczyk 数据集

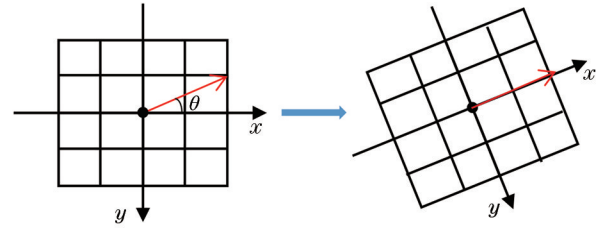


图 5 采样窗口旋转示意图

Fig. 5 Schematic of sampling window rotation

leuven 组图像序列的第一张与第六张图像。正确匹配率的计算公式为

$$P_{\text{cor}} = \frac{n_c}{n_c + n_e} \quad (10)$$

式中: n_c 表示正确匹配点数量; n_e 表示误匹配点数量; P_{cor} 表示正确匹配率。

通过对比表 1 中的正确匹配率可以得到, 当采样窗口大小相同时, 阈值取 0.6 获得的正确匹配率较高。此外, 当采用 5×5 窗口进行采样时, 获得的匹配点数量和正确匹配率均高于采用 3×3 窗口时的情况; 并且与采用 7×7 和 9×9 窗口时的情况相比, 特征点数量差异在 10% 以内, 正确匹配率接近, 计算量却少了一半左右。因此, 为了确保被筛选后的特征点集合既具有较高的正确匹配率, 又有足够数量的匹配点, 以 0.6 作为筛选阈值, 为了不增加过多的计算量, 采用 5×5 大小的采样窗口。在筛选匹配点后, 即可获得一个正确匹配率较高的匹配点集, 然后使用 RANSAC 算法估算待拼接图像之间的变换矩阵, 完成整个图像配准的过程。

表 1 不同窗口大小和不同阈值下正确匹配点数量和正确匹配率的对比

Table 1 Comparison of number of correct matching points and correct matching rate obtained by using different window sizes and different thresholds

Window size	Threshold 0.8		Threshold 0.7		Threshold 0.6		Threshold 0.5		Threshold 0.4	
	n_c	$P_{\text{cor}}/\%$	n_c	$P_{\text{cor}}/\%$	n_c	$P_{\text{cor}}/\%$	n_c	$P_{\text{cor}}/\%$	n_c	$P_{\text{cor}}/\%$
3×3	210	95.89	286	96.95	339	97.13	388	97.24	420	97.45
5×5	251	98.05	364	97.59	441	97.78	478	97.75	506	97.68
7×7	280	97.22	408	98.08	481	98.16	530	97.79	546	97.67
9×9	286	97.95	437	97.98	516	98.10	547	97.85	562	97.91

4 实验结果和分析

实验运行环境的 CPU 为 Intel Core i5-4210M CPU @ 2.60 GHz, 内存为 4 GB, 64 位 Windows 8.1 操作系统的 PC 机, 实验的所有算法均在 MATLAB 2016b 版本上进行。

4.1 特征点提取和筛选分析

为验证所提算法可以有效增加待拼接图像之间正确匹配点数量, 提高正确匹配率, 在 Mikolajczyk 数据集的 bark 组、leuven 组和 bikes 组图像序列上对比了 SIFT 算法^[12]、SURF 算法^[15]、ORB 算法^[16]和所提算法的特征点提取匹配结果。其中,

每个图像序列各有 6 张图像, bark 组图像的对比度正常,但是存在旋转和尺度变化,主要用于验证改进的筛选算法在具有旋转的图像之间的性能和增强算法在正常图像上的效果;leuven 组图像的光照

逐步变弱,对比度随光照变弱逐渐降低;bikes 组图像的高斯模糊程度逐步加大,图像对比度随模糊程度的增加而降低。测试用的三组图像序列的首张和末张图像如图 6 所示。

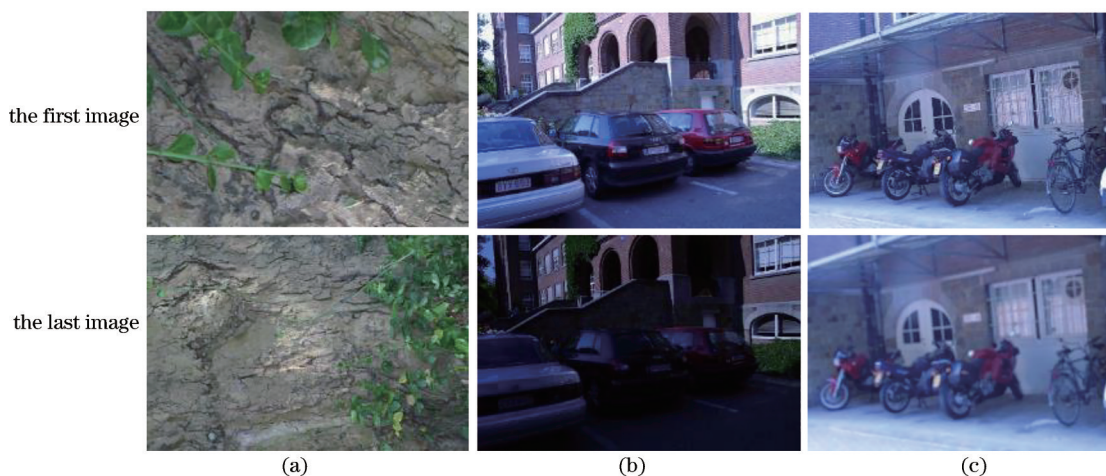


图 6 测试图像序列的首张和末张图像。(a) bark 组; (b) leuven 组; (c) bikes 组

Fig. 6 The first and last images of the tested image sequence. (a) bark group; (b) leuven group; (c) bikes group

所提算法、SIFT 算法^[12]、SURF 算法^[15]和 ORB 算法^[16]在这三组测试图像序列上提取的正确匹配特征点数量统计如图 7~9 所示。从图 7~9 中可以看到,在有旋转和尺度变化的 bark 组图像,所提算法得到的正确匹配点数量最多,比 SIFT 算法多了 16%~30% 的匹配点;在光照逐步变弱的 leuven 组图像和模糊程度逐步变强的 bikes 组图像,所提算法在图像对比度初始变化时,得到的正确匹配点数量少于 ORB 算法,但比 SIFT 算法和 SURF 算法多了 1 倍左右;随着对比度的不断变弱,所提算法提取出的正确匹配点数量最终分别高于 ORB 算法 35.55% 和 16.32%。

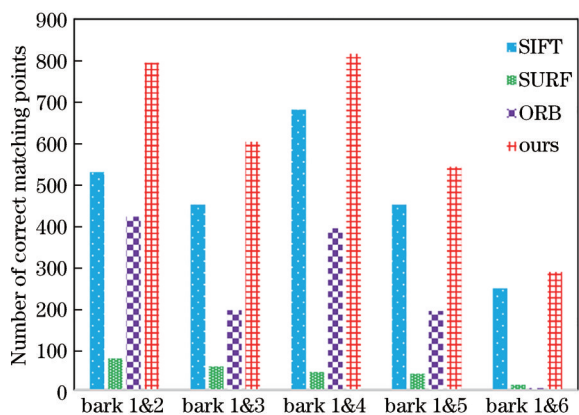


图 7 bark 组在不同算法下的正确匹配点数量对比

Fig. 7 Comparison of number of correct matching points in the bark group obtained by different algorithms

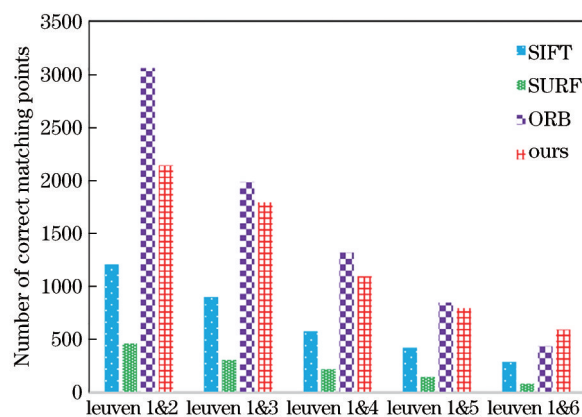


图 8 leuven 组在不同算法下的正确匹配点数量对比

Fig. 8 Comparison of number of correct matching points in the leuven group obtained by different algorithms

上述是增强图像对比度后,对特征点提取结果的分析。对改进的 ZNCC 算法筛选效果的分析,则使用了正确匹配率作为衡量标准。

不同算法在三组测试序列图像上所计算出的正确匹配率结果如表 2 所示。在具有旋转关系的图像上(bark 序列),所提算法能准确剔除误匹配点,提高正确匹配率;在光照引起弱对比度的图像上(leuven 序列),所提算法的正确匹配率相较于鲁棒性最好的 SIFT 算法提高了约 1 个百分点;在高斯模糊逐渐加强的图像上(bikes 序列),由于图像模糊,经过筛选,正确匹配率的提高没有前两个图像序列明显。以上结果说明,所提改进的 ZNCC 算法虽不

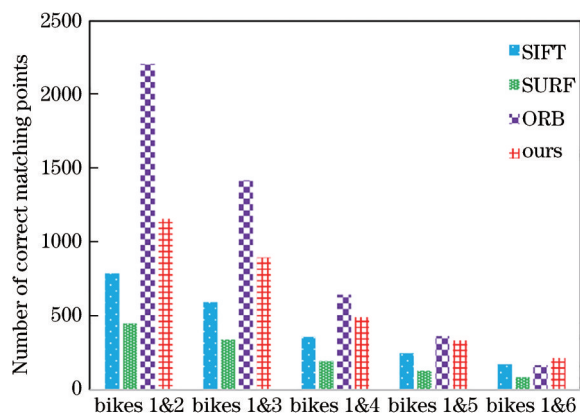


图 9 bikes 组在不同算法下的正确匹配点数量对比

Fig. 9 Comparison of number of correct matching points in the bikes group obtained by different algorithms

能稳定地提高由高斯模糊引起的弱对比图像之间的正确匹配率,但的确可以剔除具有旋转和光照变化的图像之间的误匹配点,提高特征点的正确匹配率,达到了预期的改进效果。

4.2 图像拼接结果分析

为了验证所提算法可以提高图像配准的精度,改善图像拼接的质量,比较了经典 SIFT 算法、文献 [2] 算法和所提算法的拼接结果。测试图像如图 10 所示,第一组图像中远处的高楼由于大气环境对比度低,第二组图像中弱对比度是成像设备的质量导致的,第三组图像中由于拍摄环境光照树干对比度低。在实验中,为了确保实验结果不受图像融合算

表 2 各组图像在不同算法下的正确匹配率

Table 2 Correct matching rate of each group of images under different algorithms unit: %

Data set	SIFT	SURF	ORB	Ours
bark 1&2	99.62	92.68	99.06	99.76
bark 1&3	100.00	96.61	100.00	100.00
bark 1&4	100.00	89.58	99.75	100.00
bark 1&5	99.78	88.64	100.00	100.00
bark 1&6	100.00	60.00	100.00	100.00
leuven 1&2	98.77	94.66	99.06	99.40
leuven 1&3	98.36	88.66	99.00	99.39
leuven 1&4	97.96	90.79	99.10	99.13
leuven 1&5	97.45	81.11	99.06	98.21
leuven 1&6	95.02	79.21	99.09	97.78
bikes 1&2	98.25	96.14	99.06	98.32
bikes 1&3	96.43	94.96	98.27	98.36
bikes 1&4	97.02	90.61	98.17	100.00
bikes 1&5	94.27	86.99	95.77	95.00
bikes 1&6	88.66	84.00	90.55	90.25

法的干扰,融合算法均为加权平均算法,定义为

$$I(x, y) = \begin{cases} I_A(x, y), & (x, y) \in I_A \\ \frac{1}{2} I_A(x, y) + \frac{1}{2} I_B(x, y), & (x, y) \in I_A \cap I_B \\ I_B(x, y), & (x, y) \in I_B \end{cases} \quad (11)$$

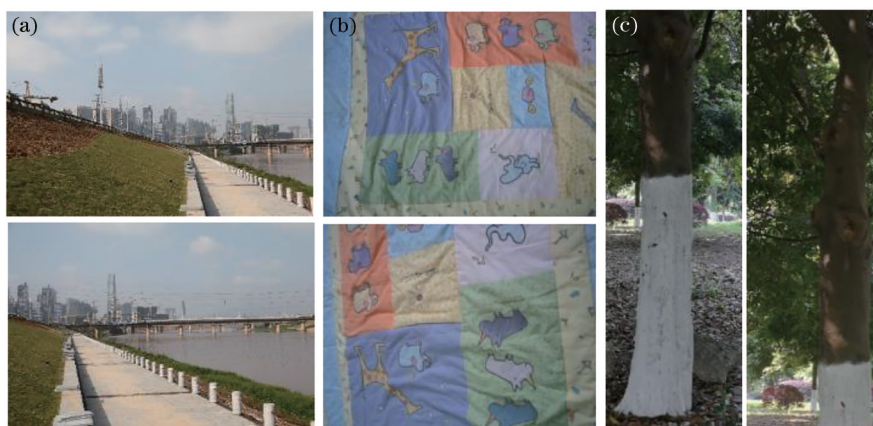


图 10 拼接图像的原图。(a)第一组;(b)第二组;(c)第三组

Fig. 10 Original images of mosaic image. (a) The first group; (b) the second group; (c) the third group

图 11~13 为在这三组测试图像下使用所提算法前后的特征点提取和匹配的结果,其中红线标记了错误的匹配点,表 3 为各组图像特征点的正确匹配率。从图 12、13 中可以看到经过增强对比度,正确匹配点数量有明显的增加。然后通过改进算法

筛选,错误的匹配点有显著的减少。虽然从图 11 中不易看出筛选前后正确匹配点和错误匹配点在数量上的增减,但是从表 3 的统计结果可以看到通过筛选后该组图像的正确匹配率提高了约 3 个百分点。

经典 SIFT 算法、文献 [2] 中的算法和所提算



图 11 第一组。(a)直接提取;(b)所提算法增强对比度后提取;(c)所提算法筛选

Fig. 11 The first group. (a) Direct extraction; (b) contrast enhanced by the proposed algorithm and then extraction; (c) screening by the proposed algorithm

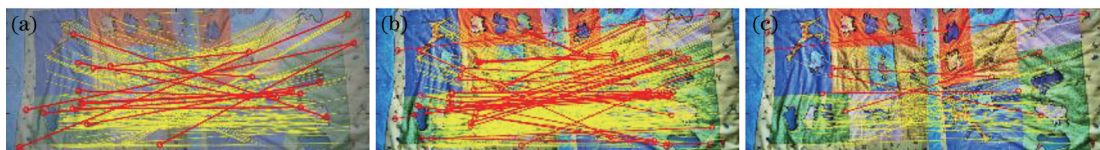


图 12 第二组。(a)直接提取;(b)所提算法增强对比度后提取;(c)所提算法筛选

Fig. 12 The second group. (a) Direct extraction; (b) contrast enhanced by the proposed algorithm and then extraction; (c) screening by the proposed algorithm

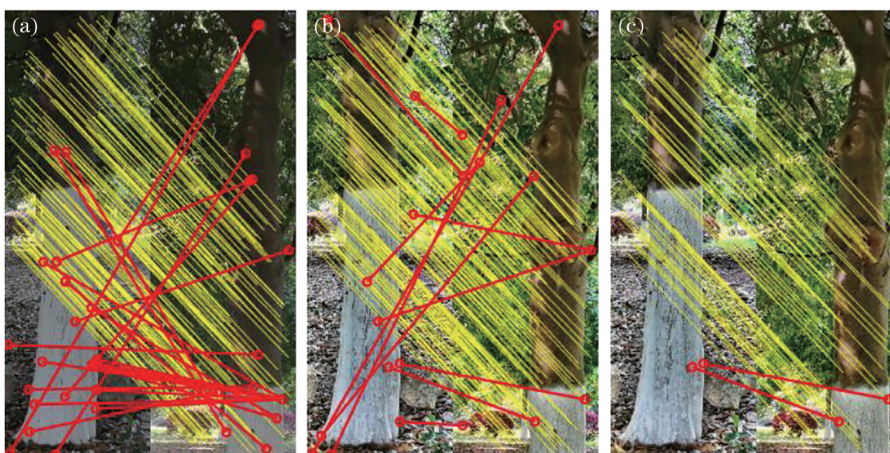


图 13 第三组。(a)直接提取;(b)所提算法增强对比度后提取;(c)所提算法筛选

Fig. 13 The third group. (a) Direct extraction; (b) contrast enhanced by the proposed algorithm and then extraction; (c) screening by the proposed algorithm

表 3 各组图像在使用所提算法前后的正确匹配率
Table 3 Correct matching rate of each group of images before and after using proposed algorithm unit: %

Date set	Direct extraction	After enhancement	After screening
Group 1	67.86	68.77	70.74
Group 2	93.97	92.91	95
Group 3	82.89	91.87	97.29

法对第一组图像的拼接结果对比如图 14 所示。从图 14(a)中可以看到路边石墩和远处的高楼出现了严重的伪影;文献[2]中的算法处理下,在高楼处的伪影稍弱,但是在石墩处的伪影依然严重;从图 14(c)中可以看到,所提算法获得的拼接图像中

在石墩处的伪影现象远弱于其他两种方法,并且完全消除了高楼处的伪影。说明所提算法对拼接结果的确有很大改善。

第二组测试图像的拼接结果如图 15 所示。从图中可以看到在小象处,经典 SIFT 算法和文献[2]中的算法均未准确对齐小象的轮廓,出现了虚假的轮廓,没有所提算法获得的拼接效果好。说明所提算法获得的特征点集合更优,配准精度更高。

第三组的拼接结果如图 16 所示。从图 16 可以看到,经典 SIFT 算法处理下树木的表面轮廓出现了明显的错位;文献[2]中的算法处理下相同的位置也有未对齐的现象;所提算法预先增强了图像对比度和提纯匹配点,没有发生上述的现象,获得了

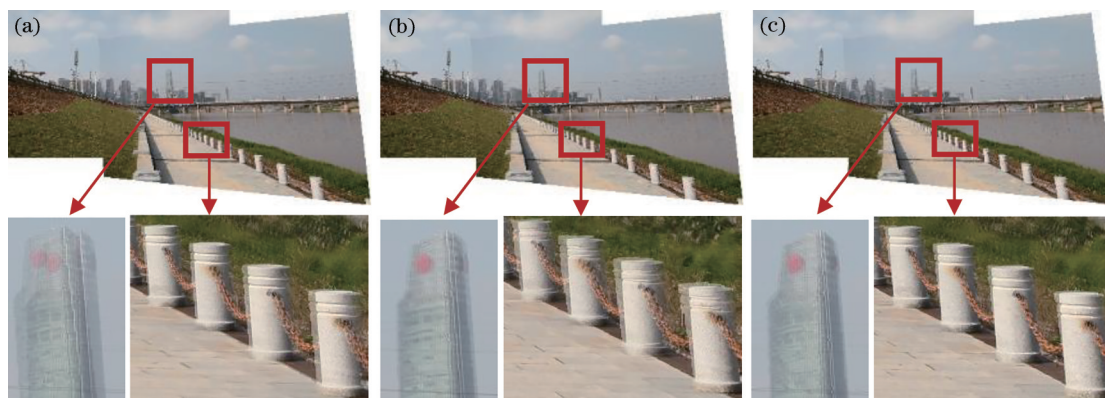


图 14 第一组图像拼接结果。(a)经典 SIFT;(b)文献[2]中的算法;(c)所提算法

Fig. 14 Image mosaic results of the first group. (a) Classical SIFT algorithm; (b) algorithm in Ref. [2]; (c) proposed algorithm



图 15 第二组图像拼接结果。(a)经典 SIFT;(b)文献[2]中的算法;(c)所提算法

Fig. 15 Image mosaic results of the second group. (a) Classical SIFT algorithm; (b) algorithm in Ref. [2]; (c) proposed algorithm

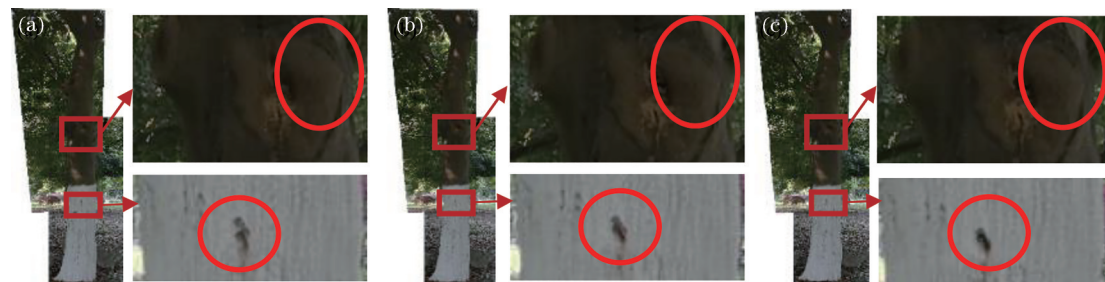


图 16 第三组图像拼接结果。(a)经典 SIFT;(b)文献[2]中的算法;(c)所提算法

Fig. 16 Image mosaic results of the third group. (a) Classical SIFT algorithm; (b) algorithm in Ref. [2]; (c) proposed algorithm

较好的拼接结果。说明所提算法可以有效解决特征点少、正确匹配率低引起的配准精度低、拼接效果差的问题。

5 结 论

在图像预处理阶段,增强图像的对比度,可以有效解决弱对比度图像上匹配点较少的问题。在特征点匹配阶段,提出基于ZNCC的筛选算法,提高了特征点的正确匹配率。实验结果表明,通过增强图像的对比度,匹配点的数量有明显的增加。通过对匹配点进行二次筛选,可以获得一组正确匹配率更高、质量更好的匹配点集合,并且使用该点集可以得到精度更高的变换模型,有效消除了拼接图像上的配准伪影,使拼接的结果更佳。但相较其他

算法,所提算法有额外的特征点筛选运算,增加了拼接过程的复杂性。

参 考 文 献

- [1] 谷雨,周阳,任刚,等. 结合最佳缝合线和多分辨率融合的图像拼接[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(6): 842-851.
Gu Y, Zhou Y, Ren G, et al. Image stitching by combining optimal seam and multi-resolution fusion [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(6): 842-851.
- [2] Zaragoza J, Chin T J, Brown M S, et al. As-projective-as-possible image stitching with moving DLT[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013,

- Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 2339-2346.
- [3] Chang C H, Sato Y, Chuang Y Y. Shape-preserving half-projective warps for image stitching[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 3254-3261.
- [4] Li J, Wang Z M, Lai S M, et al. Parallax-tolerant image stitching based on robust elastic warping[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(7): 1672-1687.
- [5] Luo X Y, Li Y, Yan J, et al. Image stitching with positional relationship constraints of feature points and lines[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 135: 431-440.
- [6] 卫保国, 张玉兰, 周佳明. 图像匹配中的特征点筛选方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(3): 208-214.
Wei B G, Zhang Y L, Zhou J M. Feature point selection for image matching[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(3): 208-214.
- [7] 罗永涛, 王艳, 张红民. 结合最佳缝合线和改进渐入渐出法的图像拼接算法[J]. 红外技术, 2018, 40(4): 382-387.
Luo Y T, Wang Y, Zhang H M. Image-stitching algorithm by combining the optimal seam and an improved gradual fusion method[J]. Infrared Technology, 2018, 40(4): 382-387.
- [8] Yi K M, Trulls E, Lepetit V, et al. LIFT: learned invariant feature transform[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9910: 467-483.
- [9] Forsman M, Börnin N, Holmgren J. Estimation of tree stem attributes using terrestrial photogrammetry with a camera rig[J]. Forests, 2016, 7(12): 61.
- [10] Yadav G, Maheshwari S, Agarwal A. Contrast limited adaptive histogram equalization based enhancement for real time video system[C]//2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), September 24-27, 2014, Delhi, India. New York: IEEE Press, 2014: 2392-2397.
- [11] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Heckbert P S. Graphics gems. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] 牟琦, 唐洋, 李占利, 等. 基于网格运动统计算法和最佳缝合线的密集重复结构图像快速拼接方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(1): 239-244.
Mu Q, Tang Y, Li Z L, et al. Fast stitching method for dense repetitive structure images based on grid-based motion statistics algorithm and optimal seam[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(1): 239-244.
- [14] Nakhmani A, Tannenbaum A. A new distance measure based on generalized image normalized cross-correlation for robust video tracking and image recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(3): 315-321.
- [15] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [16] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.