

DOI: 10.7652/xjtuxb201509015

一种适用于图像拼接的 DSIFT 算法研究

周远, 周玉生, 刘权, 杨新宇

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对 SIFT 算法在分辨率很低的模糊边缘平滑图像中提取的特征点数量过少, 而且没有考虑特征点的分布情况、计算开销较大的问题, 提出了一种离散尺度不变特征提取 DSIFT (Discrete SIFT) 算法。该算法在空间极值检测阶段引入一个滑动窗口, 在窗口内对极值点的检测进行非极大值抑制, 使得特征点的分布相对均匀, 运算速度更快, 并且保持了尺度、旋转、仿射等不变性。在特征提取前添加了降采样操作, 在计算单应矩阵前添加位置信息还原的步骤, 在查找匹配点的过程中引入 K -D 树, 以及在特征点的筛选和单应矩阵的估计上采用 RANSAC 算法, 都降低了图像配准各个阶段的时间开销。最后, 通过实验验证, DSIFT 算法相对 SIFT 算法具有更加均匀的特征点分布, 保持了较高的鲁棒性, 同时, 在保证一定图像拼接质量的前提下极大地降低了图像配准各个阶段的时间开销。

关键词: 图像拼接; 尺度不变特征提取算法; 图像配准; 图像融合

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)09-0084-07

Research on a DSIFT Algorithm Applicable to Image Mosaicking

ZHOU Yuan, ZHOU Yusheng, LIU Quan, YANG Xinyu

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In view of the fact that the SIFT algorithm extracts the feature points too little and ignores their distribution, and also has the problem of high computation cost, a discrete-scale-invariant feature extraction algorithm (discrete SIFT or DSIFT in short) is proposed. This algorithm introduces a sliding window on the space extreme test phase of the SIFT algorithm, implements non-maximum suppression for the extreme points detection inside the window, so that the feature points are distributed relatively even. In addition, this algorithm makes the calculation faster, and at the same time maintains the scale, rotation, and affinity invariant. In order to reduce the time overhead of the image registration in various stages, it adds a desampling operation before feature extraction and the operation of location information reversion before calculating the homographic matrix. And it also introduces K -Dimensional Tree in the process of searching matching points, and adopts RANSAC algorithm in the shifting of the feature points and estimation of homographic matrix. Finally, through experiment verification, it is found that the DSIFT algorithm has more uniform distribution of feature points than SIFT algorithm, and with high robustness. At the same time, on the premise of guaranteeing the quality of image mosaicking, the time overhead in various stages of image registration is greatly reduced.

Keywords: image mosaicking; SIFT algorithm; image registration; image fusion

收稿日期: 2014-12-29。 作者简介: 周远(1982—), 男, 博士生; 杨新宇(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。

网络出版时间: 2015-07-10

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20150710.1032.005.html>

图像拼接是指通过对现实中同一场景采集得到的两个或多个图像,通过变换使其拼接成一张完整图像的过程^[1]。Szeliski 提出了不依赖于对图像进行水平采集的全景图像拼接方案^[2];Peleg 提出了自适应的图像拼接模型^[3];Chen 提出了利用线形纹理匹配的图像拼接算法,减少了计算时间,并且增强了抗干扰能力^[4];Brown 等提出了利用尺度不变特征提取算法进行自动图像拼接^[5];Mahesh 使用可控 Harris 探测特征点,提出了基于特征的图像拼接方法^[6]。华莉琴等提出了采用改进 SIFT 算法及多视角的车型识别算法,保持了图像识别的稳定性,同时降低了处理时间开销^[7]。

图像拼接中最重要一个步骤就是特征提取,特征提取算法的好坏直接决定拼接的质量以及效率。SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算法^[8]是目前图像处理领域特征检测和匹配中最为有效的算法,它可以提取出鲁棒性很强的尺度不变特征,但是该算法时间开销大,并且没有考虑特征点的分布情况。基于 SIFT 算法改进的 CSIFT^[9]和 SURF 算法^[10]也存在问题,CSIFT 算法通过计算图像的反射光谱模型增加了特征对光照变化的鲁棒性,但是增加了计算开销;SURF 算法虽然可以加快特征提取的速度,但是提取的特征点的信息量较少,而且对于尺度以及旋转的鲁棒性不够强。

针对以上问题,本文在 SIFT 特征提取阶段进行非极大值抑制,保留特征最明显的极值作为特征点,使 SIFT 特征点能够离散分布。为了特征点的分布离散均匀化,本文在 SIFT 算法的空间极值检测阶段引入了一个滑动窗口,利用这个窗口对搜索进行一定的抑制。在高斯差分金字塔 DOG 的构建过程中进行关键点定位,保持了特征点的鲁棒性。同时,本文通过在特征提取前对图像添加降采样操作步骤,缩减图像配准的应用图像大小,在计算单应矩阵前添加位置信息还原的步骤,从而在保证一定的图像拼接质量的前提下有效地降低了图像配准各个阶段的时间开销。最后,通过对特征点分布情况、时间开销以及鲁棒性进行对比分析,充分验证了本文算法在图像拼接方面的优越性。

1 SIFT 算法分析与图像拼接流程设计

1.1 SIFT 算法分析

SIFT 算法是一种尺度不变特征提取算法,该算法对在不同时间或者视角下相同场景拍摄的图像提取出稳定的特征,而且这些特征对尺度缩放、旋转以

及亮度变化保持不变性,同时它对视角变换、仿射变换以及噪声也具有一定的稳定性。它在图像的不变特征提取方面与传统的 Harris 角点检测^[11]、SU-SAN 角点检测^[12]以及 FAST 角点检测^[13]等算法相比有着巨大的优势。此外,SIFT 特征还具有独特性和多量性,对于特征的描述信息丰富,SIFT 描述已经被证明是目前图像处理领域鲁棒性最强的局部不变特征描述符^[14]。

SIFT 算法也存在一些缺点:首先是对于分辨率很低的模糊边缘平滑图像来说,提取的特征点过少;其次,SIFT 算法计算开销十分大;再次,SIFT 算法没有利用到图像的颜色信息,SIFT 算法通常都是用以处理灰度图像;最后,SIFT 算法没有考虑特征点的分布情况。

1.2 图像拼接关键算法

基于特征的自动图像拼接可分为特征提取、特征匹配、单应矩阵估计以及图像融合等步骤,其中前 3 个步骤都属于图像配准的相关内容,如图 1 所示。两幅图像进行特征提取后变为了两个特征点数组 F_1 和 F_2 ,然后利用特征的邻域梯度向量之间的欧式距离比值查找匹配点,再引入 K -D 树(K -Dimensional Tree)将查找的时间复杂度降为 $O(n_1 \log n_2)$,得到两组相互匹配的特征点数组 F_{match1} 和 F_{match2} ,这两个特征数组包含的特征数目相同,并且是一一对应的。针对图像拼接在不同阶段使用特征点的不同

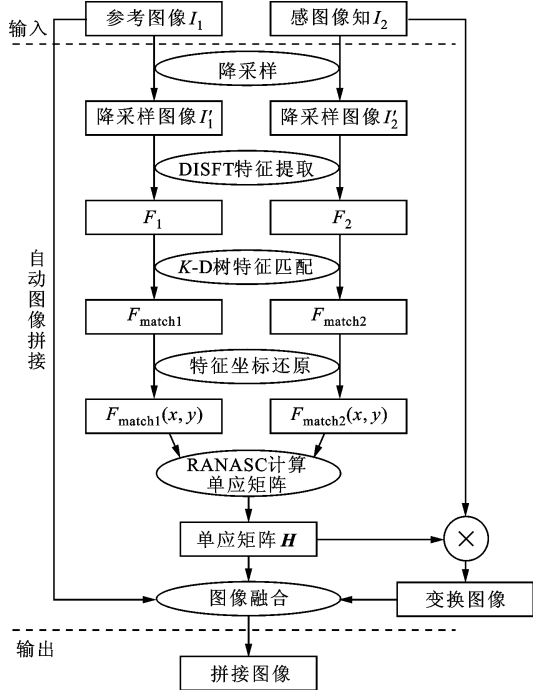


图 1 改进后的图像拼接流程

信息的特性,可以对图像配准增加一个降采样以及坐标位置还原的流程,使特征提取阶段使用降采样后的图像,而在进行了特征点匹配后将匹配对的位置信息还原到原图像中计算单应矩阵,从而极大地减少了运算量。

但是,此时的特征点数组并不是都完全匹配,特征点的筛选和单应矩阵的估计采用 RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS) 算法,在已知变换模型的前提下,从一组包含“局外点”的观测数据中通过迭代的方式估计数学模型参数,最后使用加权平均融合算法将配准后的两幅图像融合到一幅图像中。

降采样后图像的坐标信息经过相应的坐标变换可以还原到源图像,虽然增加了降采样和坐标还原的步骤,但是这两个步骤的时间开销几乎可以忽略不计,因此在开销不变的情况下,可保证最后拼接保留了源图像的所有信息。

2 DSIFT 算法

2.1 算法的提出

针对 SIFT 算法存在的不足,很多学者都提出了对 SIFT 算法的改进,但是现有的改进方案大多是讨论特征点的准确性、可重复性、鲁棒性和时间复杂度等,而忽略了特征分布这个因素。虽然特征点越多,获取到的图像特征信息就越多,但是在应用到图像拼接中时只要有效的特征点数量足够完成变换矩阵的计算,多余的特征点有时甚至会影响拼接效果。因此,如果能在特征点提取阶段就保证特征点的良好稀疏分布,并且其特征明显的话,可以极大地提高配准以及拼接效率。针对这一问题,提出了一种适用于图像拼接的离散尺度不变特征提取算法 DSIFT (Discrete SIFT) 算法。该算法与 SIFT 算法相比具有 3 个特点:①保持 SIFT 特征对尺度缩放、旋转以及亮度变化的不变性,对于视角变换、仿射变换以及噪声也具有一定的稳定性;②时间开销相对 SIFT 算法有一定的减少;③相对 SIFT 特征点来说,分布更加均匀,提取的特征点更适用于图像拼接。

为了描述特征点的分布情况,引入离散度的概念来定义特征点分布的离散程度,令图像中所有特征点构成的集合为 $\mathbf{F}$,每一个特征用 $\mathbf{f}_i = (x_i, y_i, \sigma_i, \theta_i, v_i)$ 表示,其中 x, y 表示特征点在图像中的位置, σ 表示特征所在的尺度, θ 表示特征的方向, v 表示邻域描述信息。由于在这里我们只是考虑特征的分布情况,只需要用到特征的空间分布信息而不需要尺度、方向、邻域等其他信息,所以本节只是用特征的

空间分布信息 $\mathbf{f}_i = (x_i, y_i)$,假设图像中的特征点的数目为 n ,那么图像中所有特征点离坐标原点的平均距离为

$$\mathbf{m} = \left(\frac{1}{n} \sum_{\mathbf{f}_i \in \mathbf{F}} x_i, \frac{1}{n} \sum_{\mathbf{f}_i \in \mathbf{F}} y_i \right) \quad (1)$$

为了描述离散程度,定义离散度为

$$S = \frac{1}{n} \sum_{\mathbf{f}_i \in \mathbf{F}} ((\mathbf{f}_i - \mathbf{m})(\mathbf{f}_i - \mathbf{m})^T)^{1/2} \quad (2)$$

对于一幅图像中的特征点分布,离散度 S 越大,表明特征点的分布越离散越均匀; S 越小,表明特征点的分布越密集越不均匀。

在检验特征提取算法的鲁棒性方面,通常使用重复率 r 进行对比,重复率表示图像在变换前后同一个位置出现相同特征数目与特征总数的比值

$$r = \frac{\text{Cor}(\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2)}{\text{mea}(n_1, n_2)} = \frac{\text{mat}(\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2)}{\text{mea}(n_1, n_2)} \quad (3)$$

式中: $\text{Cor}(\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2)$ 表示两组特征点之间能够对应上特征点对的数目; $\text{mea}(n_1, n_2)$ 表示对 n_1, n_2 取均值; $\text{mat}(\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2)$ 表示特征集合 $\mathbf{F}_1$ 和 $\mathbf{F}_2$ 之间特征匹配的对数。重复率越高,表明图像在变换后能够在同一位置检测到同一特征的概率越大,对应的特征提取算法的鲁棒性也就越强。

2.2 算法的设计

在 SIFT 特征点的基础上考虑其分布情况,要使 SIFT 特征点能够离散分布,本文在特征提取阶段进行非极大值抑制 (Non-maximum suppression),在一定的区域内排除非极值,保留特征最明显的极值作为特征点,对 SIFT 算法的尺度空间极值检测阶段进行改进,这里称改进后的算法为离散尺度不变特征提取 DSIFT 算法。

由图 2 可知,在 SIFT 算法中,极值点的检测是在高斯差分金字塔上遍历所有点,并将其与周围的 26 个像素点进行比较而得到的。为了特征点的分布离散均匀化,DSIFT 算法在 SIFT 算法的空间极值检测阶段引入一个滑动窗口,利用这个窗口对极值点的检测进行非极大值抑制。在 DSIFT 算法中,在要检测的层上使用一个矩形窗口进行移动,在窗口内将每个点与其周围的 8 个相邻点进行对比,若该点为极值点,则将该点加入一个有序队列中,然后将队列中元素依次取出,与上下层共 18 个点进行比较,若该点仍为极值点,则将该点作为本窗口的特征点候选点,按一定的间距将窗口移动到下一个区域。通过这种操作,每个窗口内至多有两个特征点。

用 DSIFT 算法进行空间极值检测,该算法可以

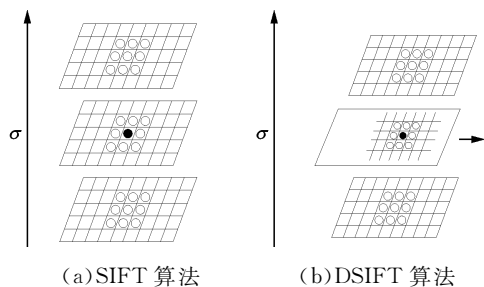


图2 SIFT与DSIFT算法获取极值点比较

在一个图像的高斯差分金字塔 DOG 中完成离散空间极值点的检测,在检测空间离散分布的极值点后,也需要与 SIFT 算法一样进行关键点定位、确定特征点方向以及生成特征描述符等步骤,这些步骤都与 SIFT 算法相同,因此在保证了特征点离散分布的前提下,同时也保持了特征点的鲁棒性。

如果在一个窗口内能够检测到候选点,那么这些特征点必然是窗口内特征最明显的局部极值点,这是由有序队列保证的,有序队列的每个元素包括了特征点在高斯差分图像所在的行 r 、列 c 以及像素值 v 3 个信息,每个窗口包括了一个极大值有序队列 $\maxQueue$ 与一个极小值有序队列 $\minQueue$ 。以极大值有序队列为例,加入队列的所有元素按照像素值从大到小排列,这些元素在出队的时候,也是按照从大到小的顺序出队,然后进行空间极值检测,与上下层的邻居比较,一旦探测出这个元素不仅是本层的极大值点,而且相对上下层邻居也是极大值点,那么选择这个点作为本窗口内的极大特征点,相对还未出队的元素来说,已经选择特征点的像素值最大,从而也是特征最为明显的,这些未出队的元素可以清空。通过移动窗口,使得每个窗口内出现的特征点数目限制在两个以内,这样的非极大值抑制方式就解决了特征点离散分布的问题。

在 DSIFT 特征提取时间开销的问题上,在尺度空间极值点检测的过程中,最为耗时的是像素点比较的过程,假设在尺度 $\sigma(o, s)$ 所在的高斯差分图像的宽为 w 、高为 h ,那么该层利用 SIFT 算法进行极值检测需要比较的次数为 $52wh$ 。假设引入的滑动窗口的长为 a 、宽为 b ,那么 DSIFT 算法进行极值检测需要比较的次数为 $(16 + 36c/ab)wh$, c 为一个取值较小的正整数,实验表明通常取 $1 \sim 3$ 。在 DSIFT 算法中,应根据实际情况对窗口的大小进行取值,窗口越大,需要比较的次数越少,对应检测到的极值也越少,越分散,应根据实际情况对窗口的大小进行取值。

3 实验对比分析

对 DSIFT 与 SIFT 算法进行实验对比,证明 DSIFT 算法可以取得较 SIFT 算法更均匀的特征点分布,并且计算速度优于 SIFT 算法,同时还保持了 SIFT 算法的旋转、尺度、仿射等不变性。

3.1 特征点分布情况对比分析

对于特征点的分布情况这里采用离散度 S 进行评价,实验对象以 Lena 图片为例,用 SIFT 算法对 Lena 图像提取特征点时,可以得到 431 个特征点,特征点的分布情况如图 3a 所示,特征点的离散度为 90.21,用 DSIFT 算法处理得到图 3b,可以提取到 330 个特征点,特征点的离散度为 91.31,相对 SIFT 算法可以发现,特征点分布更加均匀了。从图 3 可以发现,DSIFT 特征点相对 SIFT 特征点在边缘处几乎没有损失,但是在特征分布密集的区域(比如头发、面部等区域)特征点分布更加稀疏均匀,这种特征点分布方式更加有利于特征之间的配准。



图3 SIFT与DSIFT算法特征分布情况

3.2 时间开销以及鲁棒性对比分析

选取不同的图像进行旋转、仿射(包含光照变化)以及尺度变换时算法效率以及鲁棒性的比较,算法的效率用执行时间 t 衡量,鲁棒性用重复率 r 衡量。

基于图 4 所示的图像旋转变化数据集测试效率和鲁棒性,它包含 9 幅图像,图 4a 为一幅正常的大小为 600×450 的图像,其他几幅图像分别对其旋转 10° 、 50° 、 70° 等,旋转后图像保持原图大小,以原图作为参考图像,将其与每一幅旋转图像分别进行对比。

从图 5a 中可以看出,DSIFT 算法特征提取的耗时少于 SIFT 算法,说明 DSIFT 算法相比 SIFT 算法在提取特征点方面更加高效,其中特征提取耗时在 90° 和 180° 时达到低谷,是因为在 90° 和 180° 时没有填充区域。将参考图像分别与不同旋转角度的图像进行匹配,计算得到重复率。从图 5b 中可以看出,DSIFT 算法的重复率与 SIFT 算法的重复率走势相同,并且 DSIFT 算法的重复率略高于 SIFT 算

法的,在图像旋转 90° 时达到最大,特征点的重复率通常都保持在 35% 以上。

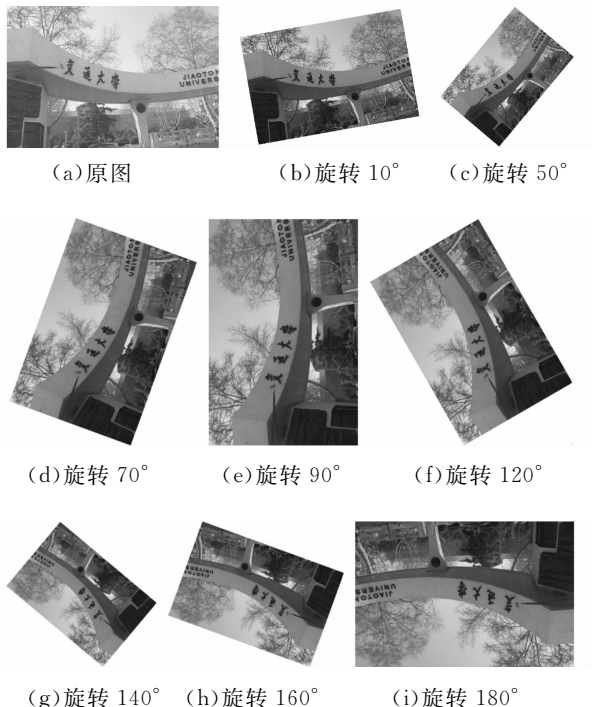


图4 图像旋转变换数据集

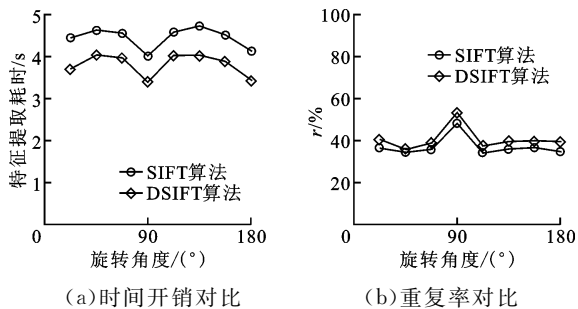


图5 DSIFT与SIFT算法旋转变换鲁棒性对比

基于图6所示的图像仿射变换数据集测试效率和鲁棒性,它包含5幅图像,对同一场景在不同视角拍摄的图像,图像之间光照强度不同,并且带有一定的仿射变换。

如图7所示,对其在不同视角下拍摄的图像进行对比。将图7a与图7b对比可以看出,对于仿射变换,效率与重复率两者基本是相反的走势,特征提取耗时越大,重复率越低,图6c重复率最低,这是由于其相比参考图像的视角变化最大。

基于图8所示的图像尺度变换数据集测试效率和鲁棒性,图8a是 600×450 正常拍摄图像,其余几幅分别是以不同的尺度对这幅图像放大后采样得到。

图9表示了图像在不同尺度时SIFT算法与DSIFT算法的执行效率与特征重复率,从图9b可以



(a)原图 (b)仿射变换1 (c)仿射变换2



(d)仿射变换3 (e)仿射变换4

图6 图像仿射变换数据集

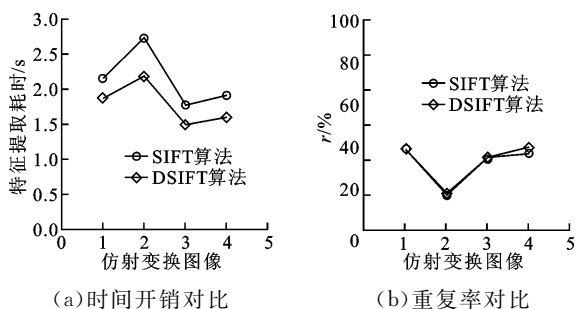


图7 DSIFT与SIFT算法仿射变换鲁棒性对比



(a)原图 (b)尺度变换1 (c)尺度变换2



(d)尺度变换3 (e)尺度变换4 (f)尺度变换5

图8 图像尺度变换数据集

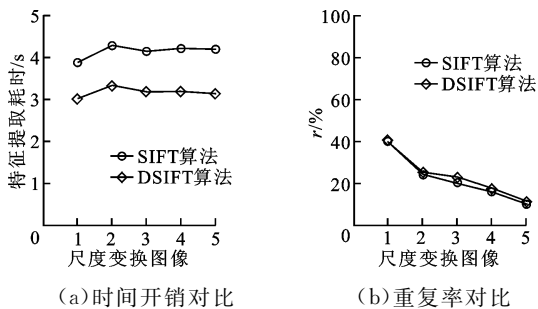


图9 DSIFT与SIFT算法尺度变换鲁棒性对比

看出,随着尺度差距的变大,特征的重复率越来越低。

从以上3组SIFT算法、DSIFT算法的效率与鲁棒性实验对比中可以发现,DSIFT算法的执行效

率总是高于 SIFT 算法的,并且对于不同的图像变换,DSIFT 算法的重复率也与 SIFT 算法基本相同,保证了 DSIFT 算法对这些变换的鲁棒性。

3.3 拼接结果对比分析

为验证降采样操作对拼接结果的影响,对两幅大小为 $1\,340\times 850$ 的图像分别按照改进前后流程拼接,然后对比拼接结果。在使用改进前的流程时可以对两幅图像分别提取到 2 182 和 2 289 个特征点,其中能够初步匹配的特征点对数目为 424,特征点的分布情况以及匹配情况如图 10a 所示,在进行匹配对筛选后能够匹配的点数目对为 369,如图 10b 所示。对于改进的流程降采样操作次数为 2,分别可以提取到 167 和 191 个特征点,特征点分布以及匹配情况如图 10c 所示,经过匹配筛选后能够匹配的特征点对数目为 20,如图 10d 所示。对于两种匹配情况,计算出的变换矩阵分别为

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} 0.678 & 0.056 & 496.90 \\ -0.126 & 0.912 & 54.449 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 0.680 & 0.052 & 494.26 \\ -0.121 & 0.897 & 54.449 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

可以看出,两个变换矩阵几乎相同,说明有效匹配点对只需要在一定的程度下都可以成功计算出单应矩阵。图 10e 分别为改进前后的拼接结果,可以看出,两种流程拼接的图像也几乎一样,降采样操作对图像拼接质量的影响可以忽略。

3.4 拼接耗时分析

对于分辨率较高的图像,添加降采样以及坐标还原的操作对拼接的结果几乎没有影响。拼接由同一摄像机采集的 6 组不同场景的图像,分析流程改进对图像拼接各个阶段时间开销的影响,实验结果如图 11 所示。如图 11a 所示,直接对源图像进行特征提取是相当耗时的,每降采样一次,特征提取耗时变为原来的 $1/4$,这是因为降采样是隔点采样的;图 11b 表示在不同降采样次数情况下利用 K-D 树算法和 BBF 算法进行特征匹配的时间对比,整个时间开销与特征点对的数目是成正相关的,但是相对特征提取来说,特征匹配耗时相对要少得多;图 11c 表示在不同降采样次数情况下利用 RANSAC 算法对单应矩阵进行估计的时间开销。RANSAC 算法的迭代次数与数据集的大小是呈超线性关系的,从柱状图上可以看出对源图像进行降采样一次就可以有很明显的效率提升;图 11d 表示了降采样次数不同



图 10 图像拼接流程改进前后的实验结果

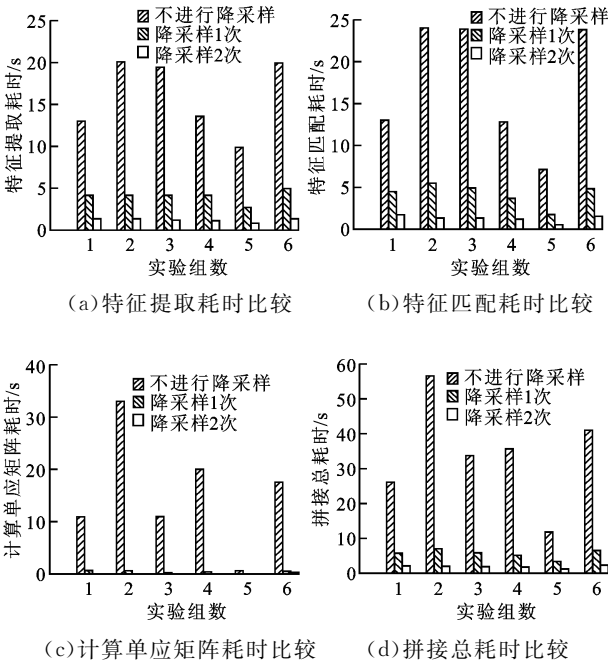


图 11 不同降采样次数下图像拼接不同阶段耗时分析

时,对两幅图像进行拼接总耗时的对比,可以发现降采样操作对拼接速度的提升相对其他改变一个单独算法有优势,而对原图像进行若干次降采样并且采用坐标还原操作对拼接的质量并没有明显的影响。

理论上两幅图像之间只要有效匹配点对数目大于4,那么就可以完成它们之间的拼接,在匹配点对数目大于8的情况下,RANSAC算法都可以成功估计出变换矩阵并且完成图像的拼接,实际系统中降采样的次数应由源图像的分辨率进行决定,对于高分辨率的图像可以进行多次的降采样步骤。

4 结 论

本文提出了一种基于DSIFT算法的图像拼接技术,针对SIFT算法没有考虑特征点的分布情况,而且SIFT算法计算开销较大,本文通过在图像的高斯差分金字塔中添加一个滑动窗口,对极值点的选取进行非极大值抑制,达到了特征点相对均匀分布的目的;利用DSIFT算法的尺度不变特性,在图像拼接的流程中添加降采样以及坐标还原的操作,极大地缩减了拼接的时间开销。在高斯差分金字塔DOG的构建过程中,与SIFT算法一样进行关键点定位,保持了特征点的鲁棒性。本文在特征提取前对图像添加降采样操作步骤,在计算单应矩阵前添加位置信息还原的步骤,在保证一定的图像拼接质量的前提下极大地降低了图像配准各个阶段的时间开销。通过实验验证,DSIFT算法相对SIFT算法具有更加均匀的特征点分布,运算速度更快,并且保持了SIFT算法较高的鲁棒性不变,DSIFT算法相对SIFT算法更加适合应用于图像拼接。

参考文献:

- [1] SZELISKI R. Image alignment and stitching: a tutorial [J]. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 2006, 2(1): 1-104.
- [2] SZELISKI R, SHUM H Y. Creating full view panoramic image mosaics and environment maps [C]//*Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, USA: ACM, 1997: 251-258.
- [3] PELEG S, ROUSSO B, RAV-ACHA A, et al. Mosaicing on adaptive manifolds [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(10): 1144-1154.
- [4] CHEN Fang, ZHOU Yifang, ZHAO Binwen, et al. Novel algorithm for image mosaic using linear texture match [C]//*International Conference on Electronic Measurement & Instruments*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 119-122.
- [5] BROWN M, LOWE D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.
- [6] MAHESH, SUBRAMANYAM M V. Automatic image mosaic system using steerable Harris corner detector [C]//*Machine Vision and Image Processing*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 87-91.
- [7] 华莉琴, 许维, 王拓, 等. 采用改进的尺度不变特征及多视角模型对车型识别 [J]. *西安交通大学学报*, 2013, 47(4): 92-99.
- [8] HUA Liqin, XU Wei, WANG Tuo, et al. Vehicle recognition using improved sift and multi-view model [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2013, 47(4): 92-99.
- [9] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] ABDEL-HAKIM A E, FARAG A A. A SIFT descriptor with color invariant characteristics [C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1978-1983.
- [11] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. Speeded up robust features [C]//*Computer Vision-ECCV*. Berlin, Germany: Springer, 2006: 404-417.
- [12] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]//*Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1988: 147-151.
- [13] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN: a new approach to low level image processing [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45-78.
- [14] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//*Computer Vision-ECCV*. Berlin, Germany: Springer, 2006: 430-443.
- [15] LUO Juan, GWUN O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. *International Journal of Image Processing*, 2009, 3(4): 143-152.

(编辑 赵炜)