

基于光场深度序列的大视野图像拼接算法

王文锋^{1**}, 张焱鑫², 陈瑜^{1,2}, 丁伟利^{2*}

¹燕山大学车辆与能源学院, 河北 秦皇岛 066004;

²燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004

摘要 针对现有光场深度重建算法只能获取单一视角深度信息, 三维建模应用受限的问题, 提出一种大视野图像拼接算法。该算法基于三维光场重建的深度图像序列, 采用双边滤波及插值算法对图像进行去除噪声, 利用基于边缘曲率极值的角点检测算法, 并通过最小曲率偏差的列间度量匹配实现了图像之间的精确配准, 采用改进的加权平均方法对重叠区域进行融合操作, 既保留图像细节又拓展图像视野。实验结果表明, 该算法能够有效实现光场深度图像序列的平滑拼接, 有利于形成大视野深度数据, 为大场景的三维重建奠定了基础。

关键词 机器视觉; 图像拼接; 光场图像; 深度重建; 极平面图像自适应

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0915003

Wide Field-of-View Image Stitching Algorithm Based on Depth Sequence of Light Field

Wang Wenfeng^{1**}, Zhang Yanxin², Chen Yu^{1,2}, Ding Weili^{2*}

¹Institute of Vehicles and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

²Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract A new image stitching algorithm is proposed based on depth images series, to overcome the limit of field-of-view of depth reconstruction from three-dimensional light field. At pre-processing stage, bilateral filter and interpolation is utilized to de-noise. A corner detection algorithm based on edge local-maximum curvature value, and a matching algorithm based on minimum curvature variance control are proposed. Improved weighted average method is adopted to complete image fusion, both retain image's details and expand field-of-view. Experimental results show that the proposed system can easily obtain a complete depth image, which is helpful for three-dimensional reconstruction of whole scene.

Key words machine vision; image stitching; light field images; depth reconstruction; adaptive epipolar plane image
OCIS codes 150.6910; 330.1400; 100.2000; 100.3010; 100.6890

1 引 言

图像拼接是计算机视觉中一个重要的研究内容, 其利用图像配准技术将不同视角拍摄的重叠子图像拼接成较大视场的完整图像, 在三维重建、视频检索以及虚拟现实等领域具有诸多应用^[1-3]。

图像拼接的一般方法是基于局部区域匹配实现, 即从一幅图像中提取目标区域作为配准的模板, 通过相似性定量在待配准图像中进行最佳区域搜索。如互信息法通过比较两幅相邻图像的交互信息

值确定是否匹配^[4]; 归一化相关系数法通过计算两幅图像的互相关系数进行匹配^[5]。该类方法简单, 易于实现, 但运算量较大, 对噪声和光照条件变化比较敏感, 不具有旋转、仿射等变换的处理能力, 适用于特征较少的图像。

随着特征提取算法的发展, 研究者开始利用特征匹配实现图像拼接^[6], 如 Ding 等^[7]采用多尺度 Harris 角点进行配准; Brown 等^[8]使用基于不变量技术的尺度不变特征变换 (SIFT) 算法进行图像拼接; Bay 等^[9]提出加速稳健特征 (SURF) 特征的图像

收稿日期: 2018-02-02; 修回日期: 2018-04-03; 录用日期: 2018-04-23

基金项目: 国家自然科学基金(51505414, 61005034)、河北省自然科学基金(F2016203211)、燕山大学自主研究计划课题(15LGA014)

* E-mail: weiy51@ysu.edu.cn; ** E-mail: wangwenfeng@ysu.edu.cn

拼接方法。从拼接效果来说,基于 SIFT 或其改进算法^[10-11]的图像拼接算法在众多的特征匹配方法中具有最佳的效果,其计算量低,配准精度高,且对噪声和图像畸变等具有较好的稳健性,但对于纹理稀疏的图像序列则效果不理想。

一般的图像拼接方法仅适用于普通二维图像拼接,对于数据量较大的光场序列图像,上述方法耗时长,所需工作量大。另外,传统的 SIFT 算法在光场深度图像拼接方面,特征匹配时间过长,效果不理想。

针对以上问题,本文提出一种新型的适用于光场深度图像序列的快速图像拼接方法。在图像预处理阶段,对每一幅深度图像进行双边滤波和插值,使得图像包含较少的噪声;在图像配准阶段,提出新型的基于边缘的特征点提取算法,并利用最小偏差特征线段的匹配算法实现大视野图像拼接;最后,提出改进的加权平均方法对重叠区域进行融合操作,实

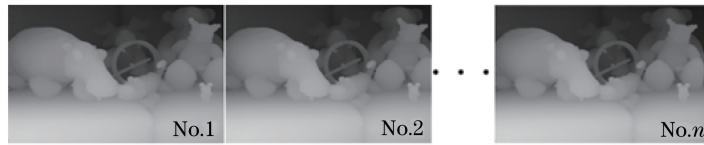


图 1 3D 光场获取的深度图像序列

Fig. 1 Depth images obtained from 3D light field capture system

为此,自动获得所拍摄场景的深度拼接图像不但有利于扩大成像视野,而且能够节省内存,为后续处理带来方便。由文献[12]可知,场景中同一点在不同图像上成像,点的深度 Z 与 EPI 图像斜线的斜率关系为

$$Z = (f/\Delta u)\Delta s, \quad (1)$$

式中 f 为焦距, Δs 为相机相邻光心之间的移动距离, Δu 为同一点在相邻两幅图像成像的视差。基于(1)式可知:

$$\Delta u = (f/Z)\Delta s. \quad (2)$$

由于拍照时相机移动距离固定,因此理论上,同一点在相邻的不同深度图像中的位置仅相差一个移动距离。然而,在实际中,由于 Δs 和 Z 无法保证精确性,因此只利用像素视差原理确定相似列之间的移动距离会出现一定的误差,且此约束关系较简单,在搜寻最佳匹配列的过程中会出现误匹配的情况。针对该问题,本文提出通过对应特征点匹配实现图像拼接,即通过提取曲率极值点特征,并利用像素视差确定相邻图像间的匹配点,进而实现图像匹配。该方法最终能够确定一个较精确的移动距离,保证拼接区域的平滑性。

现深度图像序列的无缝拼接。

2 光场深度重建原理

文献[12-13]提出了一种利用普通单反相机捕获三维(3D)光场的方法,该方法首先对每一幅极平面图像(EPI)进行双边滤波,对噪声进行抑制;然后,利用交叉检测模型进行边缘提取和形态学处理,滤除边缘噪点;最后,求解边缘像素的深度,并利用 EPI 自适应先验似然的扩散策略,将深度扩散到整个 EPI 区域,即在传统的先验似然策略基础上,深度扩散阶段加入 EPI 自适应框架,通过最大类间方差的准则自动确定阈值,将点集分为类内点和类外点,使每一步的距离度量只发生在类内点之间,从而消除类外点的干扰,抵抗遮挡和亮度变化干扰。

图 1 所示为光场获取的深度图像示例,可见生成的序列深度图像众多,且相邻两幅图像大部分区域是彼此重合的,存在严重的数据冗余。

3 大视野图像拼接算法

如图 2 所示,对于图 1 中一系列深度图像 1, 2, ..., n , 通过预处理、图像配准和图像融合三个步骤后,即可完成大视野深度图像拼接。

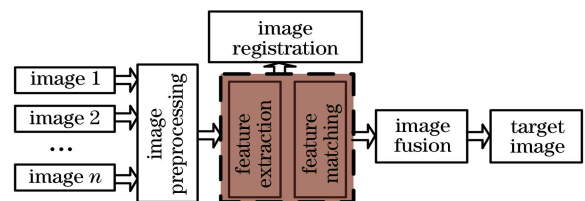


图 2 图像拼接流程

Fig. 2 Process of image stitching

3.1 图像预处理

图像预处理过程分为双边滤波和插值两个步骤。

由于场景光照条件的影响以及传感器的量化误差,原始深度图像中含有较多的噪点,为了抑制各种噪声,选用双边滤波器(BF)对每一幅深度图像进行处理。双边滤波器定义为

$$BF [E]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} [G_{\sigma_s} \cdot \|p - q\| \cdot G_{\sigma_r} \cdot (E_p - E_q) \cdot E_q], \quad (3)$$

式中 W_p 为归一化系数,即

$$W_p = \sum_{q \in S} [G_{\sigma_s} \cdot \|p - q\| \cdot G_{\sigma_r} \cdot (E_p - E_q)], \quad (4)$$

式中 $p = (u, s)$ 为当前进行滤波的像素点, S 表示 p 周围二维窗, 本文选用 7×7 的模板, G_{σ_s} 和 G_{σ_r} 均为形式为 $G_{\sigma}(x) = (\sqrt{2\pi}\sigma)^{-1} \cdot \exp[-x^2/(2\sigma^2)]$ 的高

斯函数。利用高斯分布模型计算出窗内每个像素与中心像素的几何距离与亮度差值系数, 相乘并进行归一化, 得到最终的双边权重系数。图 3 所示为双边滤波前后的深度图像对比, 分别从整体和细节上比较其预处理效果, 由图 3 可知, 双边滤波器可以较好地滤除深度图像中的噪声。

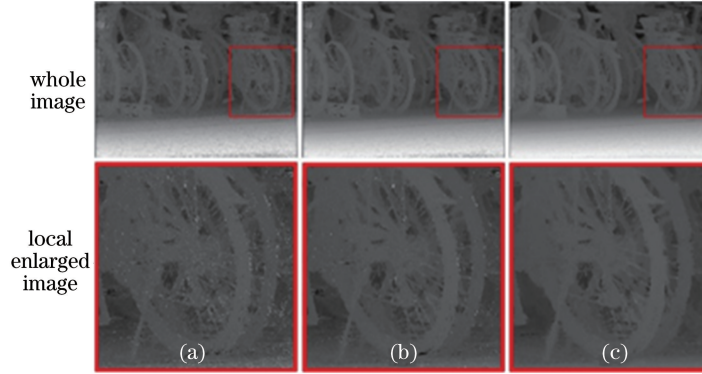


图 3 深度图像双边滤波及插值前后对比结果。(a)深度原图;(b)双边滤波后;(c)插值处理后

Fig. 3 Bilateral filter of depth image and comparison results before and after interpolation.

(a) Depth original image; (b) after bilateral filter; (c) after interpolation

深度图像双边滤波之后, 图像中可能还存在一些明显的噪点, 可以采用最邻近元插值的思想对图像中的噪点进行处理。由于图像中的噪点一般为椒盐噪声, 针对噪点像素值的特殊性(像素值为 0 或 255), 可以对滤波后的深度图进行插值处理, 其核心思想为: 遍历判断深度图像像素值的大小是否是 0 或 255, 如果是, 则对此像素值进行最邻近元插值。

3.2 特征配准

传统的 Harris 角点检测定位性不够好, 且阈值和窗口大小选择不固定, 易出现错检和漏检现象, 仅利用 Harris 算子进行特征点的检测无法达到理想效果。针对此问题, 本文提出一种基于边缘信息的特征点检测方法。

首先, 利用 EDPF 算法提取深度图像的边缘连续链条 $e_t = [p_1, p_2, \dots, p_n]$, n 为像素点总数, $p_t = \{x_t, y_t\}$, $t = 1, 2, \dots, n$ 。

然后, 依次提取每个点的 4 邻域像素点构成该点的局部子边缘区域, 利用文献[14-15]中的局部方向编码算法对边缘的局部方向和曲率进行估计。设每个点的 4 邻域为 $e_{t4} = [p_{t-4}, \dots, p_t, \dots, p_{t+4}]$, $t = 5, \dots, n - 4$, 其协方差矩阵的特征根定义为 λ_{t1} 、 λ_{t2} , 曲率定义为

$$\kappa = \sqrt{\lambda_1 \lambda_2}, \quad (5)$$

式中 λ_1 、 λ_2 的具体计算方法见文献[14-15]。

最后, 标记角点为最小特征根大于 0.25 且曲率为极值的点。其中, 0.25 为经过实验得到的经验阈值, 具体获得方法参考文献[16], 标记角点的最小特征根大于 0.25 意味着标记角点的局部结构不满足直线条件, 因此更有可能是真正的角点特征。

图 4 所示为基于深度图像的角点检测结果, 相比于 Harris 角点检测算法, 本文算法特征点检测方法保留了更多的角点特征, 且不受阈值调整影响, 算法更具稳健性。

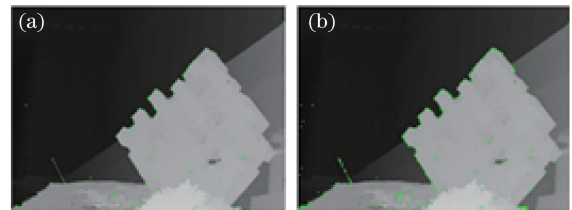


图 4 基于深度图像的角点检测效果。

(a) Harris 角点; (b) 本文算法

Fig. 4 Corners detection results based on depth image.

(a) Harris corner; (b) proposed algorithm

为了提高匹配速度和准确度, 充分考虑光场序列成像的特点, 并结合传统的匹配算法, 提出基于最小曲率偏差的列间度量匹配算法, 即利用参考图像两列像素区域中角点曲率的偏差值, 结合距离方差度量函数进行两列模板间的差值比较, 最终寻找到最佳匹配。

图 5 为特征点匹配度算法示意图,首先,自动确定参考图像中一个矩形窗口区域,此区域的长为深度图像长度 W 的 $1/3$,宽为深度图像的宽度 H ,起点自参考图像 $(W/3,0)$ 处开始;然后,任意选取两列像素(图 5 中竖线所示),将它们之间的角点定义为参考特征,并在同一行以及其上下两行搜索区域内依次计算对应角点的曲率差值;最后,将差值序列中的元素依次与参考特征模板进行比较,当偏差值最小时对应的列即为最佳匹配。

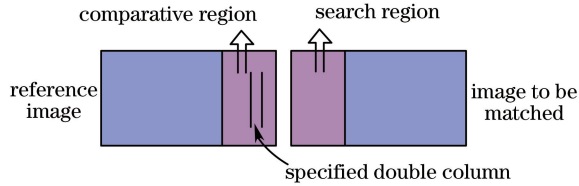


图 5 特征点匹配度量算法

Fig. 5 Features point matching measurement algorithm

定义参考图像两列中任意选取角点的曲率特征为 $\kappa_{\text{Left}}(i)$,其对应的每一行待匹配边缘中角点的曲率特征为 $\kappa_{\text{Right}}(i)$,则列间曲率偏差值 $E(i)$ 可定义为

$$E(i) = \sum_{i=0}^m [\kappa_{\text{Right}}(i) - \kappa_{\text{Left}}(i)]^2. \quad (6)$$

整体算法步骤如下:

- 1) 取参考图像中 l_p 和 $l_p + d_1$ 两列中的 m 个角点,构造曲率特征模板 $\text{Left}(m)$ 。
- 2) 在待匹配图像中,按照同行对应点搜索原则,构造匹配特征模板 $\text{Right}(n)$ 。
- 3) 对于每一对匹配点,确定其交错距离 d_i ,根据

(5)式计算模板 $\text{Right}(n)$ 与 $\text{Left}(m)$ 之间的偏差值。

- 4) 比较各个偏差值的大小,记录最小偏差值及其对应的交错距离 d 。
- 5) 令 $l'_p = l'_p + 1$,转到步骤 2) 继续运算。
- 6) 比较各个最小偏差值 $E(l'_p)$,取其中最小值即为最佳匹配,并记录相应的 l'_p 及 d 。
- 7) 令 $l_p = l_p + 1$,转到步骤 1)继续运算,最终获得区域内的最佳匹配。

此算法同时进行了垂直方向和水平方向的比较,对图像的各方向的交错都具有很好的处理效果,并且选择了两列像素进行运算,包含了列所在区域的特征信息,信息较全面,匹配更加精准。

3.3 图像融合

检测出精确特征点后,需对两幅图像进行拼接融合。图像的拼接区域难免存在明显的边界,该情况可能是由于相邻图像间的亮度差异导致的,也有可能是拍摄过程中调整参数误差引起的,虽然图像通过平移进行拍摄,但是相邻图像间不可能存在精确的平移关系,为了消除仿射、旋转等因素的影响,需对重叠区域进行平滑处理,使得最终得到的大视野拼接图分辨率更高。

采用改进的加权平均方法对重叠区域进行融合操作。首先选择中值滤波消除重叠区域内某些突变的像素点,即去除高于某些设定阈值的点,减小突变,保持光的连续性,这样既能够保留细节,又能够突出变化目标。加权平均为某像素点在相邻两幅图像中相对应的像素点之间的加权平均,其具体表达式为

$$I(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y), & (x, y) \in I_1 \\ w_1 I_1(x, y) + w_2 I_2(x, y), & (x, y) \in (I_1 \cap I_2). \\ I_2(x, y), & (x, y) \in I_2 \end{cases} \quad (7)$$

广泛应用的加权平均法简单直观且融合效率高,上下错位距离较小时,该算法具有良好的处理效果;而垂直方向错位较大时,只能够消除水平方向的缝隙,并不能消除垂直方向的缝隙,且权重系数选择困难,针对这些问题,提出一种基于邻域中值的归一化加权平均法。

对待融合区域进行邻域修正处理,并对其进行归一化加权平均,其具体算法过程如下:

- 1) 选取重叠区域某点 (x, y) 的 $r \times r$ 邻域窗内的所有像素,得到具有 r^2 个元素的序列 $H\{h_1, h_2, \dots, h_{r^2}\}$,对此序列按照从小到大的排序进行排列,得到序列 $H'\{h'_1, h'_2, \dots, h'_{r^2}\}$ 。

- 2) 去除 H' 的首尾元素,对剩余的 $r^2 - 2$ 个像素求解算术平均值 $\bar{h} = (r^2 - 2)^{-1} \cdot \sum_{i=2}^{r^2-1} h'_i$ 。

- 3) 对点 (x, y) 进行算术平均值赋值,重复步骤 1)~2),遍历重叠区域像素并完成邻域修正后,根据(7)式进行加权平均,其中权重系数可描述为

$$w_i(x, y) = \left(1 - \left| \frac{x}{w_{\text{idth } i}} - \frac{1}{2} \right| \right) \cdot \left(1 - \left| \frac{y}{h_{\text{eight } i}} - \frac{1}{2} \right| \right), \quad (8)$$

式中 $w_i(x, y)$ 为第 i 张图像的权重系数, $w_{\text{idth } i}$ 、

$h_{\text{eight } i}$ 分别为第 i 张图像的宽和高,对融合进行归一化处理,可利用公式表示为

$$I(x, y) = [w_1(x, y) \times I_1(x, y) + w_2(x, y) \times I_2(x, y)] / [w_1(x, y) + w_2(x, y)]。 \quad (9)$$

此算法不仅能够消除水平及垂直方向上的交错距离,而且计算量较小,速度较快,融合后的图像具有很好的平滑效果。

4 实验结果与分析

图 6 所示为本文算法在不同数据集上的运行效果,其中,original image 代表数据的原始彩色序列图像,depth image 是利用文献[12-13]方法生成的深度图像;图 6(a)为在网上公开数据集的测试结

果,由于图像采集条件比较严格,该组数据生成的深度灰度图像较平滑;图 6(b)为利用文献[12-13]设备采集的数据,由于相机的移动误差,该组数据生成的深度灰度图包含噪声;图 6(c)为在微纳米尺度下通过控制机器人等间距移动采集的数据,该方法在采集过程中也很难保证严格的等间距移动和直线运动,因此生成的深度灰度图噪声较多。从图 6 的彩色和深度灰度图拼接结果可以看出,在细节上,无论生成的深度灰度图像是否含有噪声,其拼接结果均达到了视觉满意的效果;在整体拼接效果上,所提邻域中值归一化的加权平均融合算法综合考虑了图像在水平及垂直方向上的交错距离,消除了融合图像边缘较暗的影响。

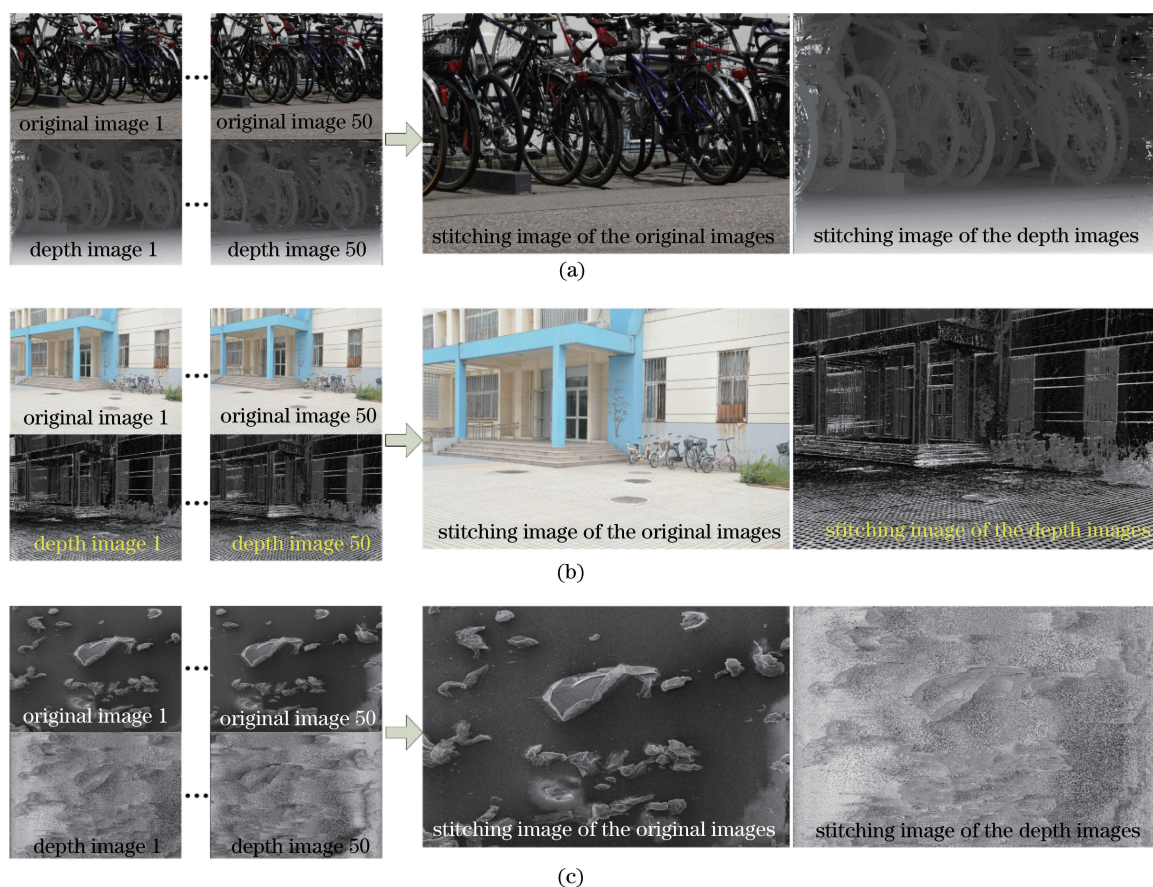


图 6 不同数据集的拼接结果。(a)网上公开的数据集;(b)单反相机采集的数据;(c)微纳尺度下采集的数据

Fig. 6 Stitching results on different dataset. (a) Open dataset on the web;

(b) dataset captured by camera; (c) dataset captured in micro-camera

图 7 和图 8 分别为本文算法与 SIFT 算法对有、无噪声的深度图像的初次特征匹配和二次特征筛选结果。图 7 使用的是网上公开数据库中的深度图像,由于拍摄条件严格,该深度图像几乎不包含噪声;图 8 使用的是基于文献[12-13]提出的方法生成的深度图像,由于单反相机在拍摄过程中的抖动及

其造成的间距误差,该深度图像包含大量噪声。

在图像拼接过程中,分别利用本文算法在图 7(a)和图 8(a)所示绿色框内进行匹配特征搜索和筛选,在初次匹配后可分别得到 41 对匹配点[图 7(a1)]和 9 对匹配点[图 8(a1)],在二次特征筛选后可获得 7 对匹配点[图 7(a2)]和 4 对匹配点

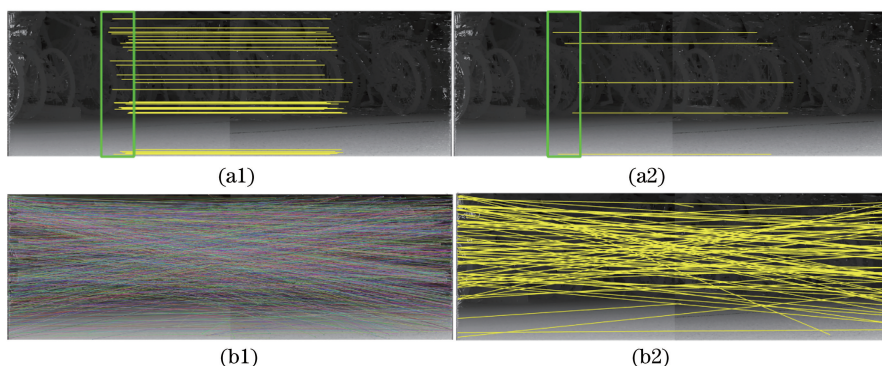


图 7 无噪声深度图像的特征匹配结果。本文算法的(a1)初次特征匹配和(a2)二次特征匹配筛选；SIFT算法的(b1)初次特征匹配和(b2)二次特征匹配筛选

Fig. 7 Matching results in depth image without noise. Results of the proposed algorithm after (a1) first feature matching and (a2) secondary feature matching screening; results of SIFT algorithm after (b1) first feature matching and (b2) secondary feature matching screening

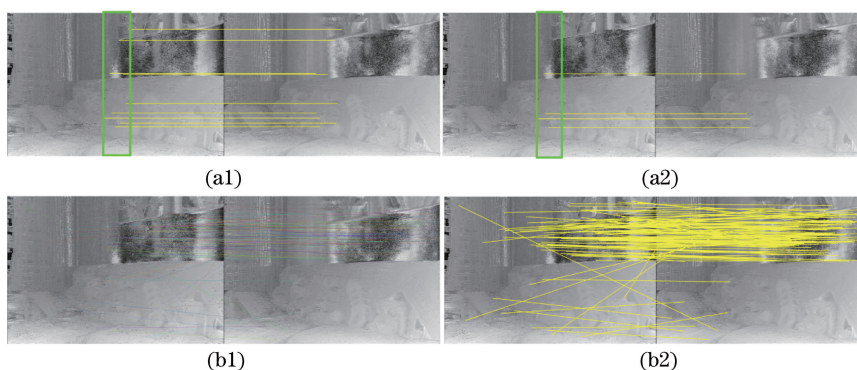


图 8 含噪声深度图像的特征匹配结果。本文算法的(a1)初次特征匹配和(a2)二次特征匹配筛选；SIFT算法的(b1)初次特征匹配和(b2)二次特征匹配筛选

Fig. 8 Matching results in depth image with noise. Results of the proposed algorithm after (a1) first feature matching and (a2) secondary feature matching screening; results of SIFT algorithm after (b1) first feature matching and (b2) secondary feature matching screening

[图 8(a2)], 整个匹配过程图 7(a)耗时 6.39 s, 图 8(a)耗时 16.494 s。利用 SIFT 特征匹配算法时, 初次匹配后可得到 2029 对匹配点[图 7(b1)]和 31930 对匹配点[图 8(b1)], 在二次特征筛选后可获得 90 对匹配点[图 7(b2)]和 130 对匹配点[图 8(b2)], 整个匹配过程图 7(b)耗时 65.391 s, 图 8(b)耗时 424.089 s。

从图 7 和图 8 的对比结果可知, 一方面, 无论深度图是否含噪声, 本文算法在一定范围内进行特征点匹配搜索, 所获得的初次匹配特征点数量和误匹配点的个数都要远少于 SIFT 算法特征初次匹配结果, 因此本文算法具有更高的执行效率; 另一方面, 本文算法在匹配特征筛选时, 针对含噪声的深度图像, 图 8(b)中基于 SIFT 算法筛选的特征点对包含很多错误的匹配, 而本文算法不存在这种情况, 这体

现了本文算法具有更好的抗噪能力。

为了验证算法的准确性, 图 9 所示为现有算法与本文算法得到的深度灰度图的拼接对比结果。其中, 图 9(a)为基于单应矩阵的图像拼接算法^[17]得到的结果; 图 9(b)为基于 SIFT 和 k 维树(k d-tree)的图像拼接算法^[18]得到的结果; 图 9(c)为基于自适应弹性变形的图像拼接算法^[19]得到的结果; 图 9(d)为基于圆柱弯曲变换和 SIFT 的图像拼接算法^[20]得到的结果; 图 9(e)为基于方向旋转不变二值描述子(ORB)算法的图像拼接算法^[21]得到的结果; 图 9(f)为本文算法的拼接结果。

图 9 所示为不同算法的拼接结果和对应的局部放大图。从局部放大结果可见, 图 9(a)和图 9(e)的局部拼接结果具有明显的错位现象; 图 9(b)在车轮处的拼接结果有部分断裂; 图 9(c)和图 9(d)的局部

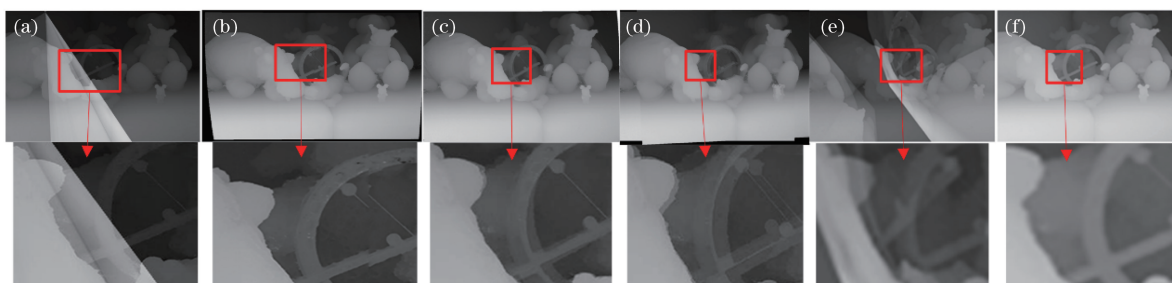


图9 不同算法得到的深度灰度图的拼接结果。(a)单应矩阵算法;(b) SIFT 和 kd -tree 算法;
(c)自适应弹性变形算法;(d)圆柱弯曲变换和 SIFT 算法;(e) ORB 算法;(f)本文算法

Fig. 9 Stitching results of depth grayscale image based on different algorithms.

(a) Homography algorithm; (b) SIFT and kd -tree algorithm; (c) robust elastic warping algorithm;
(d) cylindrical warping and SIFT algorithm; (e) ORB algorithm; (f) proposed algorithm

拼接结果虽然相对完整,但存在明显的重影现象;而本文方法的拼接效果在细节上更好,拼接区域具有像素一致性,能够实现完整且平滑的拼接。

5 结 论

根据深度图像拍摄的特殊性提出了一种基于边缘信息的特征点提取算法以及基于最小曲率偏差的列间度量匹配算法,所提算法不仅能够准确提取图像特征点,而且能够通过精确匹配得到一幅大视野高分辨率的深度拼接图。该算法具有很好的平滑性和精确度,但仍然存在一些需深入研究的问题,如在噪声较多的重建中提升算法效率、稳定性等。

参 考 文 献

- [1] Cheng Y F, Jin S Y, Wang M, *et al.* An high accuracy image mosaicking approach of optical remote sensing satellite for multi-camera system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0828003.
程宇峰, 金淑英, 王密, 等. 一种光学遥感卫星多相机成像系统的高精度影像拼接方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(8): 0828003.
- [2] Alomran M, Chai D. Feature-based panoramic image stitching [C] // 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), 2016: 1-6.
- [3] 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.
- [4] Zhang Y, Zhou H L. Image stitching based on particle swarm and maximum mutual information algorithm[J]. *Journal of Multimedia*, 2013, 8(5): 580-588.
- [5] Wu L F, Ding G T. Region-based images stitching algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2010, 31(18): 4044-4046, 4050.
吴乐富, 丁广太. 基于区域的图像拼接算法[J]. *计算机工程与设计*, 2010, 31(18): 4044-4046, 4050.
- [6] Shashank K, SivaChaitanya N, Manikanta G, *et al.* A survey and review over image alignment and stitching methods [J]. *International Journal of Electronics & Communication Technology*, 2014, 5(3): 50-53.
- [7] Ding Y, Fan J T, Yang H M. A robust medical image registration algorithm based on the SAM of multi-scale Harris corners [C] // 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, 2009: 1-5.
- [8] Brown M, Lowe D G. Recognising panoramas[C] // 9th IEEE International Conference on Computer Vision, 2003: 1218-1225.
- [9] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded up robust feature [C] // 9th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2006: 404-417.
- [10] Xu J J, Zhang Y, Zhang H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT descriptor [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(1): 48-54.
许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(1): 48-54.
- [11] Shi C B, Wang G J, Yin X W, *et al.* High-accuracy stereo matching based on adaptive ground control points[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(4): 1412-1423.
- [12] Ding W L, Chen Y, Ma P C, *et al.* Study on adaptive light 3D reconstruction algorithm based on

- array image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 2156-2165.
- 丁伟利, 陈瑜, 马鹏程, 等. 基于阵列图像的自适应光场三维重建算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2156-2165.
- [13] Ding W L, Ma P C, Lu M, *et al.* High resolution light field depth reconstruction algorithm based on priori likelihood[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(7): 0715002.
- 丁伟利, 马鹏程, 陆鸣, 等. 基于先验似然的高分辨率光场图像深度重建算法研究[J]. 光学学报, 2015, 35(7): 0715002.
- [14] Ding W L, Wang W F, Zhang X G, *et al.* Extracting straight lines from building image based on edge orientation image[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(10): 2904-2910.
- 丁伟利, 王文锋, 张旭光, 等. 基于边缘方向图的建筑物直线特征提取[J]. 光学学报, 2010, 30(10): 2904-2910.
- [15] Wang W F, Zhu S H, Feng Y H, *et al.* Parallel edges detection from remote sensing image using local orientation coding[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(3): 0315001.
- 王文锋, 朱书华, 冯以浩, 等. 基于局部方向编码的遥感影像平行边缘识别[J]. 光学学报, 2012, 32(3): 0315001.
- [16] Ding W L, Wang W F, Li X L. OTLines: A novel line-detection algorithm without the interference of smooth curves[J]. Pattern Recognition, 2016, 53: 238-258.
- [17] Cheng Y. ImageStitching [EB/OL]. [2018-03-09]. <https://github.com/wisechengyi/ImageStitching>.
- [18] VLFeat Team. VLFeat applications sift_mosaic.m [EB/OL]. [2018-03-18]. <http://www.vlfeat.org/applications/sift-mosaic-code.html>.
- [19] 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.
- [20] Singh C V, Ju M. Panoramic image mosaic [EB/OL]. [2018-03-19]. http://pages.cs.wisc.edu/~csverma/CS766_09/ImageMosaic/imagemosaic.html.
- [21] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 2564-2571.