

# 基于空间平面分割和投影变换的光场图像拼接算法

毛一鸣<sup>1,2</sup>, 王建明<sup>1,2</sup>, 晏涛<sup>1,2\*</sup>, 陈丽芳<sup>1,2</sup>, 刘渊<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>江南大学数字媒体学院, 江苏 无锡 214122;

<sup>2</sup>江南大学江苏省媒体设计与软件技术重点实验室, 江苏 无锡 214122

**摘要** 提出了一种基于空间平面分割和投影变换的光场图像拼接算法。依据光场深度信息对目标场景进行平面拟合和分割,并根据颜色信息利用马尔可夫模型对分割结果进行了优化。利用不同视点间的光流信息求解投影变换矩阵,将对应的分割区域投影变换到同一视点。通过计算最小缝合线拼接重叠区域,并采用泊松优化的方法融合拼接区域。实验结果表明,所提算法能够生成大视野的光场图像,且光场中光线对齐准确,无明显几何畸变。

**关键词** 图像处理; 光场图像; 图像拼接; 平面拟合; 图像分割; 图像对齐

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.101005

## Light-Field Image Stitching Algorithm Based on Spatial Plane Segmentation and Projective Transformation

Mao Yiming<sup>1,2</sup>, Wang Jianming<sup>1,2</sup>, Yan Tao<sup>1,2\*</sup>, Chen Lifang<sup>1,2</sup>, Liu Yuan<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

<sup>2</sup> Jiangsu Key Laboratory of Media Design and Software Technology, Wuxi, Jiangsu 214122, China

**Abstract** A method for stitching light-field images is proposed based on spatial plane segmentation and projective transformation. The spatial plane fitting and segmentation are performed on the target scene according to the depth map, and the initial segmentation result is refined using a Markov random framework model according to the color information. The corresponding segmentation regions are projected to the same viewpoint using the projective transformation matrix, which is calculated using the optical-flow information among different viewpoints. Finally, a minimum energy seam is calculated to stitch together the corresponding overlapped regions, and a Poisson optimization technique is utilized to blend the stitched area. The experimental results show that the proposed method can generate large field of view light-field images without any ray misalignment or noticeable geometric distortion.

**Key words** image processing; light-field image; image stitching; plane fitting; image segmentation; image alignment

**OCIS codes** 100.2000; 100.6890; 110.2960

## 1 引言

图像拼接是将不同视角的图像,通过图像的配准和融合算法,生成清晰无缝的大视野图像,这是图像处理的重要研究方向。光场图像能够记录三维场景中每条入射光线的颜色和方向等信息,在后期图像处理中可以用来推测场景深度和遮挡关系,因此,光场图像拼接在场景分析、三维重建、虚拟现实等领域具有重要研究价值<sup>[1-2]</sup>。

传统二维(2D)图像的拼接算法研究已经比较成熟。2007年,Brown等<sup>[3]</sup>提出了使用尺度不变特征变换(SIFT)提取特征点,计算全局投影变换矩阵进行图像拼接的算法。在该算法得到广泛应用<sup>[4-5]</sup>后,Gao等<sup>[6]</sup>,Zaragoza等<sup>[7]</sup>及Chang等<sup>[8]</sup>相继提出了Dual-Homography Warping模型,APAP(As-Projective-As-Possible)模型,以及SPHP(Shape-Preserving Half-Projective)模型等局部投影变换模型,进一步提高了图像拼接的效果。但不同于2D

收稿日期: 2018-11-08; 修回日期: 2018-11-30; 录用日期: 2018-12-20

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20170197)、国家科技支撑计划课题(2015BAH54F01)

\* E-mail: yantao.ustc@gmail.com

图像,光场图像数据具有更高维度,因此传统图像的拼接算法不能直接用于光场图像。

相比传统 2D 图像,三维(3D)立体图像具有更加真实的视觉效果,故很多科研工作者对立体图像拼接算法进行研究。Peleg 等<sup>[9]</sup>通过旋转单个相机,从图像帧中分别提取左右两列区域进行拼接,合成立体全景图像。Shum 等<sup>[10]</sup>同样通过旋转相机构造光场,生成全景图像。上述算法通过旋转单个相机的方式获取场景中的光场,生成全景图像,容易产生垂直视差以及可见的接缝。Richardt 等<sup>[11]</sup>提出图像采集时通过校正透视畸变以及垂直方向视差的方法减少偏差,同时使用光流分析法去除重影,但是该算法需要利用运动恢复结构(SFM)算法计算相机姿态以及光流插值。同上述方法相比,光场相机内置微透镜阵列,记录多个视点的图像信息,可直接生成立体图像。同时光场相机可以对场景中的光线进行密集采样,因此无须对光线进行插值。

用户级别光场相机刚刚问世不久,目前针对光场图像拼接的研究工作较少。Birklbauer 等<sup>[12]</sup>提出了一种算法,将双平面坐标表示的光场投影到圆柱坐标系上,并将光场相机放置在设计好的旋转云台上,但其在获取光场图像时需要精确的移动,因此对图像的获取有极高的要求。Guo 等<sup>[13]</sup>通过基于子孔径图像的特征匹配,计算全局空间变换矩阵并进行光线配准,利用高维度图割算法对图像进行无缝融合,因此需要场景间有较大的重叠以及足够的纹理细节,但在有较大视差的场景中效果不佳。Buyukalp 等<sup>[14]</sup>通过计算光场图像的焦栈,利用全局投影变换矩阵,对光场图像进行拼接。

现有的光场图像拼接算法主要利用光场图像间的全局投影变换矩阵进行图像配准,在处理空间结构较为复杂或视点间位移较大的场景时,结果容易出现错误。针对光场图像的全局投影变换矩阵对齐能力不足的问题,本文提出了基于空间平面分割和投影变换的光场图像拼接算法。通过利用光场图像的颜色和深度信息,对目标场景进行平面拟合和分割,分别求解每个平面对应的投影变换矩阵,再进行光场图像拼接,从而有效提高了光场图像的拼接质量。

## 2 空间平面分割和投影变换的光场图像拼接

所提算法主要分为以下 3 部分:1) 对输入光场图像进行预处理并计算深度图,根据光场图像记录

的场景深度信息,对图像内容进行平面拟合和分割,并用马尔可夫模型进行分割优化;2) 对优化后的每个分割区域分别计算变换矩阵,实现不同视点光场图像的配准;3) 采用最小缝合线及泊松融合算法实现了大视野图像的无缝拼接。

### 2.1 光场图像平面拟合和分割

全局投影变换矩阵通常将目标场景近似拟合为一个平面,但真实场景往往是由多个平面或曲面构成<sup>[15]</sup>。根据场景的三维结构信息将其分割为多个平面,利用光场图像数据记录的场景深度信息和颜色信息,对场景内容进行平面拟合和分割。

场景的空间平面分割需要场景的深度信息,因此采用基于傅里叶相移的亚像素光场图像视差计算方法<sup>[16]</sup>获得光场图像的深度图。依据场景深度信息,首先利用自底向上的层次聚类算法<sup>[17]</sup>对场景进行快速的平面拟合聚类,将场景空间分割为多个平面。分割过程依赖于深度信息,但是深度图中的噪声和误差等信息,会导致分割结果不准确。为了提高分割结果的准确性,利用马尔可夫随机场模型,将上述初步分割的图像结果作为先验信息,通过光场图像的颜色信息及像素邻域的约束关系对分割区域构建优化目标函数,该过程可表示为

$$E(l) = \sum_{p \in I} D(l_p) + \sum_{p, q \in N} S(l_p, l_q), \quad (1)$$

式中: $I$  为分割图像上像素点的集合; $N$  为像素点邻域的集合; $S(l_p, l_q)$  为平滑项,表示对两个点不连续的惩罚, $p$  为分割图像上的点, $q$  为  $p$  的四邻域中的点; $D(l_p)$  为数据项,表示将标签  $l_p$  分配给点  $p$  的代价,其定义为

$$D(l_p) = \begin{cases} \mu, & p \notin \text{edge}(p), l_p \neq l_p^* \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $p$  为分割图像上的点; $l_p$  为  $p$  点的标签值; $l_p^*$  为分割得到的标签值; $\text{edge}(p)$  表示边缘区域的像素点。针对非边界区域,当前的类标签与分割所给定的标签值不同时,将  $\mu$  设置成一个较大的惩罚项以避免优化过程中出现错误的标签分配。

$$S(l_p, l_q) = \begin{cases} \exp\left[-\frac{(I_p - I_q)^2}{2s^2}\right], & l_p \neq l_q \\ 0, & l_p = l_q \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $(I_p - I_q)^2$  表示  $p$  点与其邻域点的像素值的平方差; $s$  为尺度参数。针对上述优化目标函数,利用图割法<sup>[18]</sup>的思想对其进行求解,优化分割结果。场景平面分割优化过程如图 1 所示。

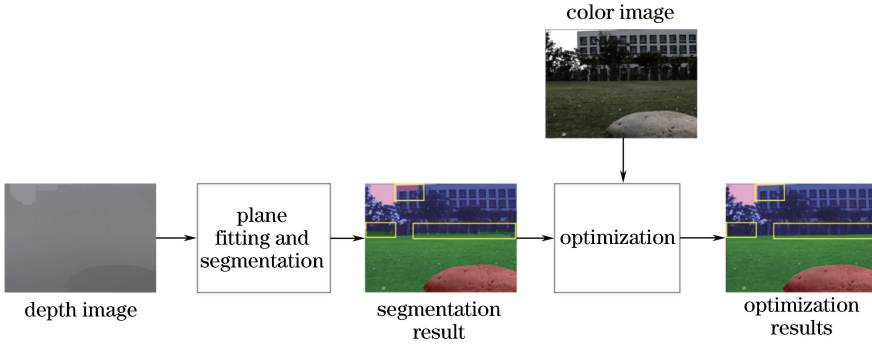


图1 场景平面分割优化过程

Fig. 1 Flow chart of plane segmentation and optimization of scene

## 2.2 光场图像变换矩阵

传统图像的变换矩阵求解中只需要计算两个维度的信息,因此无法适用于四维光场。对于四维光场,需要根据光场图像的数据信息,计算更高维度的矩阵,满足光场图像投影变换需求。

为了便于描述光场,引入双平面坐标系。将光场中一条光线记为 $L(s, t, u, v)$ ,其中 $s$ 和 $t$ 为光场的角度分辨率, $u$ 和 $v$ 为光场的空间分辨率。根据文献[12]中光场成像模型推导出的内参数矩阵 $\mathbf{H}$ ,可以将光场相机微透镜像素坐标和微透镜的索引转换为空间中光线与 $ST$ 和 $UV$ 平面的交点坐标,即

$$\begin{pmatrix} s \\ t \\ u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H_{1,1} & 0 & H_{3,1} & 0 & H_{1,5} \\ 0 & H_{2,2} & 0 & H_{2,4} & H_{2,5} \\ H_{3,1} & 0 & H_{3,3} & 0 & H_{3,5} \\ 0 & H_{4,2} & 0 & H_{4,4} & H_{4,5} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i \\ j \\ k \\ l \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (4)$$

式中: $i$ 和 $j$ 表示相对的微透镜像素坐标; $k$ 和 $l$ 表示微透镜的索引。

由于光场图像的配准是将不同视点中的每条光线进行对齐,因此需要计算不同视点光线在空间坐标系中的变换关系。指定其中一个光场相机的坐标系作为参考的全局坐标系,将其对应的光场 $UV$ 平面上一点 $(u_0, v_0)$ 作为全局坐标系的原点,使用空间向量表示光场中光线的方向,光场图像变换模型如图2所示。根据光线与双平面坐标系的交点,可以将双平面坐标系间的光线表示为 $[u_0 + (s - u), v_0 + (t - v), d_{st}]$ ,其中, $d_{st}$ 为 $ST$ 和 $UV$ 平面间的距离。使用向量表示为待拼接的不同视点的光线,则不同视点的光场间光线对应关系可表示为

$$(\alpha - \beta)(s - u, t - v, d_{st}) = (P_1 - P_2) + \mathbf{V}_h \cdot (s' - u') + \mathbf{V}_v \cdot (t' - v'), \quad (5)$$

式中: $\alpha$ 和 $\beta$ 为比例因子; $(u, v, s, t)$ 和 $(u', v', s',$

$t')$ 分别对应不同视点的双平面坐标系与光线的交点; $P_1$ 和 $P_2$ 分别为 $u'v'$ 和 $s't'$ 平面上左上角顶点在空间坐标系中的位置; $\mathbf{V}_h$ 和 $\mathbf{V}_v$ 为平面上 $u's'$ 和 $v't'$ 上的方向向量。将待拼接的光场中光线的方向向量进行分解,将其分解到以全局坐标系为基的方向上,这样可以用全局坐标系的坐标表示光场中的光线 $L(s', t', u', v')$ ,光线之间的投影关系可由一个 $5 \times 6$ 的变换矩阵 $\mathbf{T}$ 得到

$$\begin{pmatrix} s' \\ t' \\ u' \\ v' \\ 1 \end{pmatrix} = \left(\frac{1}{\lambda}\right)\mathbf{T} \begin{pmatrix} s \\ t \\ u \\ v \\ vs - ut \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (6)$$

式中: $\lambda$ 为归一化因子; $\mathbf{T} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} & m_{15} & m_{16} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} & m_{25} & m_{26} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} & m_{35} & m_{36} \\ m_{41} & m_{42} & m_{43} & m_{44} & m_{45} & m_{46} \\ m_{51} & m_{52} & m_{53} & m_{54} & 0 & m_{56} \end{pmatrix}$ , $m$ 为投影变换的参数<sup>[13]</sup>。

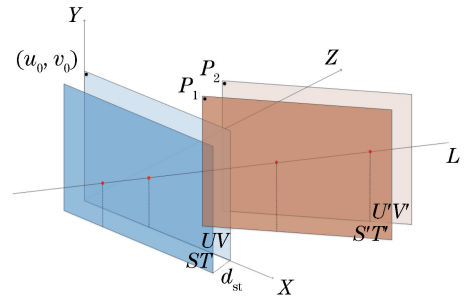


图2 光场图像变换模型

Fig. 2 Model of light-field image transformation

(6)式中为了求解变换矩阵,通常使用基于特征匹配的方法计算图像的变换矩阵,但这需要匹配图

像有较大的重叠区域以及明显的纹理特征。实际获得图像的特征点匹配和光流计算结果如图 3 所示。由图 3(a)可知,实际图像中经常存在纹理特征不明显或具有大面积相似物等现象,如图 3(a)中的草地区域、墙面区域等,这会导致特征点的提取数量不够[如图 3(a)中草地区域]以及特征匹配错误[如图 3(a)中线段]。为了获得稳健性更强的匹配结果,采用光流法匹配不同视点的光线。由于光流法会受光线的强度影响,首先计算图像间亮度差异的比例值,利用比例值对待拼接的光场图像进行全局亮度调整。在计算光流时,不同视点间的光场图像可能会产生较大的位移变化,因此采



图 3 特征点匹配和光流计算结果。(a)特征点匹配;(b)光流计算

Fig. 3 Results of feature-point matching and optical-flow calculation. (a) Feature-point matching; (b) optical-flow calculation

(6)式中计算得到的光场图像的变换矩阵有 29 个未知数,至少需由 8 组对应光线求得,利用光流法得到的对应光线数往往大于这一数目,因此可采用约束超定方程求得全局的最优解。约束超定方程为

$$\min \| \mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b} \|_2^2, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为在实验中基于光流法由对应光线的位置信息得到的矩阵, $\mathbf{R}$ 表示实数集合; $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 为目标视点中光线的位置信息所构成的向量; $\mathbf{x} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \times \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ , $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为所需求解向量; $m$ 为光流匹配点的个数; $n$ 为未知数个数。

对不同的平面区域,分别对每个分割区域中的光线计算变换矩阵进行投影,即

$$\mathbf{L}_{\text{warped}}(s, t, u, v) = \mathbf{T}_d \mathbf{L}_{\text{init}}(s, t, u, v), \quad (9)$$

式中: $\mathbf{L}_{\text{warped}}(s, t, u, v)$ 为投影变换后光场中的光线; $\mathbf{L}_{\text{init}}(s, t, u, v)$ 为变换前的光线; $\mathbf{T}_d$ 表示第  $d$  个空间变换矩阵, $d$ 表示分割平面的索引序号。利用形态学算法扩展不同分割平面的边界区域,同时提取出两个光场图像中对应光线少于计算所需数量的分割平面区域,分割区域的数量记为  $x_{\text{tot}}$ 。对这两种区域中的每个点,在剩下的分割平面中找出离它距离最近的点,通过距离确定每个分割平面对其影响的权值系数  $w_d$ ,则变换矩阵计算式为

$$\mathbf{L}_{\text{warped}}(s, t, u, v) = \sum_{d=1}^{x_{\text{tot}}} w_d \mathbf{T}_d \mathbf{L}_{\text{init}}(s, t, u, v). \quad (10)$$

用能够快速计算大位移的光流算法<sup>[19]</sup>,求解同一角度分辨率下,两个光场子孔径图像之间的光流对应关系,可表示为

$$\mathbf{u}' = \mathbf{u} + f_{u \rightarrow u'}, \mathbf{v}' = \mathbf{v} + f_{v \rightarrow v'}, \quad (7)$$

式中: $f_{u \rightarrow u'}$ 为  $u$  方向上对应像素的移动变化量; $f_{v \rightarrow v'}$ 为  $v$  方向上对应像素的移动变化量。为了提高光场图像变换矩阵计算的准确性和稳健性,对对应光线的颜色值的差值设定了一个阈值,保留小于阈值的对应光线,同时使用随机抽样一致(RANSAC)算法剔除离群的光线,图 3(b)中红色线框为可视化显示着色的光流计算结果,蓝色线框中为局部光流的运动变化矢量结果。

### 2.3 图像的融合

由于不同视点的光场图像拍摄角度不同,图像间存在亮度等差异,当采用变换矩阵进行图像拼接时,拼接处会出现明显的拼接缝隙。为了消除拼接缝隙,使用最小缝合线算法<sup>[20]</sup>和泊松图像融合<sup>[21]</sup>的方法,对重叠部分图像进行融合,使拼接图像过渡自然。

针对重叠部分的重影和鬼影等问题,使用最小缝合线算法找出光场子孔径图像重叠区域中的最优缝合线。考虑到光场子图像的一致性,利用光场中心视点图像的最小缝合线对其余子视点图像进行约束。根据光线的颜色差值和几何结构的相似性,寻找最能满足条件的分割线,该过程可表示为

$$E = E_{\text{color}}(l_{\text{left}}, l_{\text{right}})^2 + E_{\text{energy}}(l_{\text{left}}, l_{\text{right}}) + E_{\text{distance}}(l_c, l_s), \quad (11)$$

式中: $E_{\text{color}}(l_{\text{left}}, l_{\text{right}})$ 表示两个光场中重叠光线的颜色差值, $l_{\text{left}}$ 和  $l_{\text{right}}$ 分别为; $E_{\text{energy}}(l_{\text{left}}, l_{\text{right}})$ 表示重叠光线的结构差值; $E_{\text{distance}}(l_c, l_s)$ 表示中心视点的最小缝合线位置对其余子视点的约束, $l_c$ 表示光场中心子图像中最小缝合线上的光线, $l_s$ 表示光场其余子图像上的光线。 $E_{\text{distance}}(l_c, l_s)$ 的表达式为

$$E_{\text{distance}}(l_c, l_s) = \begin{cases} \mu, & l_s \notin \bar{L} \\ (d_{l_c} - d_{l_s})^2, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $\bar{L}$ 表示两个光场重叠部分的光线; $\mu$ 表示取极

大值,惩罚重叠部分外的光线; $(d_{i_c} - d_{i_s})^2$ 表示 $l_c$ 和 $l_s$ 的距离。根据计算得到的缝合线,划定出融合区域。对融合区域,使用泊松融合算法<sup>[21]</sup>使图像拼接处的颜色自然过渡。

### 3 实验结果分析

实验所用计算机硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-7700k CPU,主频为 4.20 GHz,内存为 16 GB,操作系统为 Windows10,采用 VS2013 开发环境进行实验。数据采集使用 Lytro Illum 光场相机,通过 LFToolBox<sup>[22]</sup>对光场数据进行预处理。

#### 3.1 图像分割效果

图 4 为图像分割优化结果对比。空间平面分割算法<sup>[17]</sup>依据图像的深度信息,采用层次聚类思想,对场景进行平面拟合分割,分割效果如图 4(a2)~(f2)所示。考虑到噪声、深度计算误差等因素会造成分割结果不准确,因此利用马尔可夫模型对其优

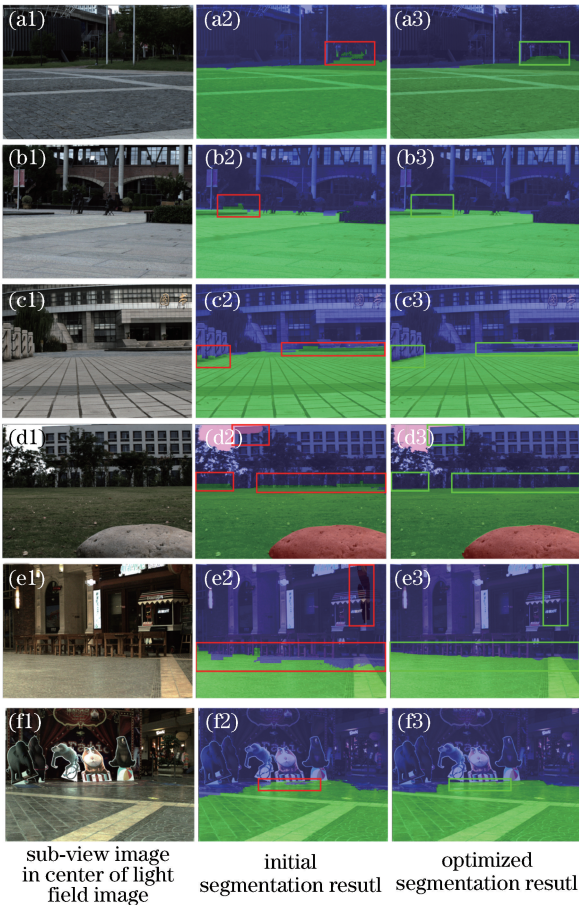


图 4 图像分割优化结果对比。(a)~(d)室外拍摄场景;(e)(f)室内拍摄场景

Fig. 4 Comparison of image segmentation and optimization results. (a)-(d) Outdoor scenes; (e)(f) indoor scenes

化,结果如图 4(a3)~(f3)所示。

由图 4 的分割结果可见,采用基于深度信息的层次聚类算法进行图像分割结果不够准确,如图中红色框图部分,在图像分割区域的边缘处出现了分割错误,在某些场景中,甚至会产生面积较大的分割错误,如图 4(d2)、(e2)所示。利用场景的颜色信息,对分割结果进行优化,从图中绿色框图部分可以看出,优化结果有效地校正了错误分割的部分,为后续的图像拼接提供了质量保障。

#### 3.2 图像拼接效果对比

基于全局投影变换矩阵<sup>[14]</sup>得到的光场全聚焦图像拼接结果和所提算法得到结果如图 5 所示。实验中的光场拼接图像由 3 个不同视点的图像拼接生成,视点之间存在平移和旋转关系,如图 5(a)所示。图 5(b)~(e)为室外拍摄场景,图 5(f)、(g)

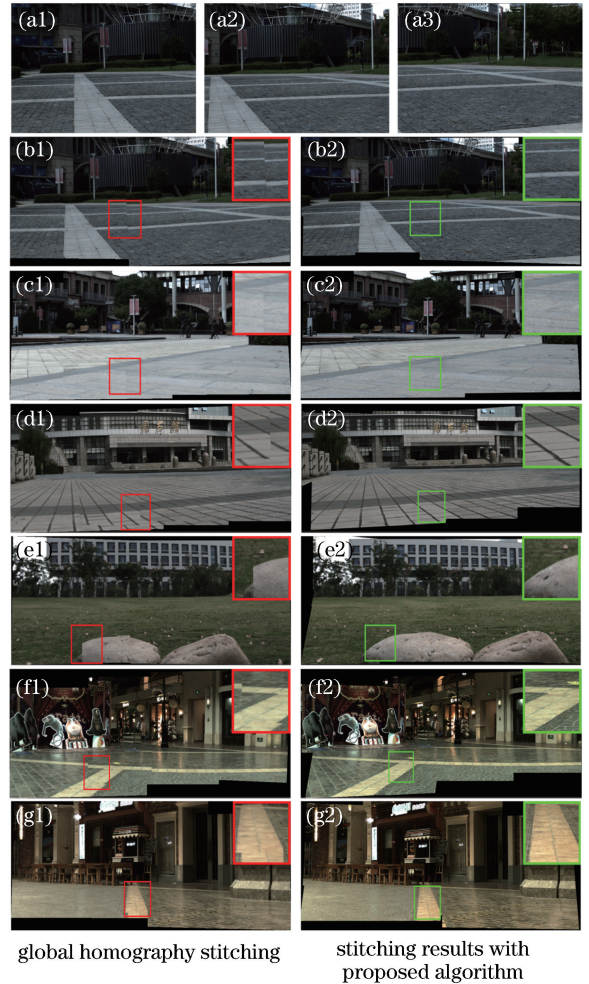


图 5 光场图像拼接结果比较。(a)光场图像拼接样例;(b)~(e)室外场景;(f)(g)室内场景

Fig. 5 Comparison of light-field image stitching results. (a1) Examples of light-field image stitching; (b)-(e) outdoor scenes; (f)(g) indoor scenes

为室内拍摄场景,由于篇幅限制,图 5(c)~(g)只展示不同算法对比结果。图 5(b1)~(g1)为算法[14]拼接得到的结果,图 5(b2)~(g2)为本文算法所得到的拼接结果。

图 5(b1),(c1),(d1),(f1),(g1)中的地面以及图 5(e1)中的石头部分为使用全局投影变换矩阵拼接得到的结果,从放大的红色框图中可以看出,在拼接处出现了明显的几何错位。实验结果表明,当处

表 1 光场图像拼接定量比较结果

Table 1 Quantitative comparison of light-field image stitching

Parameter	Algorithm	Fig. 5(b)	Fig. 5(c)	Fig. 5(d)	Fig. 5(e)	Fig. 5(f)	Fig. 5(g)
PSNR	Ref. [14]	23.64	23.72	20.10	28.29	23.78	27.16
	Proposed	35.64	34.85	31.64	37.22	30.43	41.60
SSIM	Ref. [14]	0.46	0.80	0.67	0.66	0.78	0.70
	Proposed	0.95	0.94	0.92	0.98	0.93	0.98

如表 1 所示,提出的算法在拍摄的场景数据中,计算得到的 PSNR 和 SSIM 值都明显高于全局投影变换矩阵[14]算法,拼接结果具有更高的准确性和更好的视觉效果,证明了提出的光场图像拼接算法的有效性。

### 3.3 光场拼接图像重聚焦

不同于传统图像,光场图像可以在后期处理时,

理视点间有较大位移以及图像包含多个场景平面时,使用全局投影变换矩阵拼接的效果欠佳。而从图中绿色框图可见,利用所提拼接算法则无明显的几何错位问题,重叠区域部分融合过渡效果良好,生成的拼接图像真实自然。通过计算光场图像拼接部分的峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM),对两种实验方法结果进行定量分析比较,光场图像拼接定量比较结果如表 1 所示。

对感兴趣区域进行重新聚焦。图 6 为两组光场拼接图像的重聚焦结果,图 6(a1)(b1)聚焦在场景的背景处,图 6(a2)(b2)聚焦在场景的前景处。红色和绿色的框图中分别展示了拼接处不同焦点成像的结果。

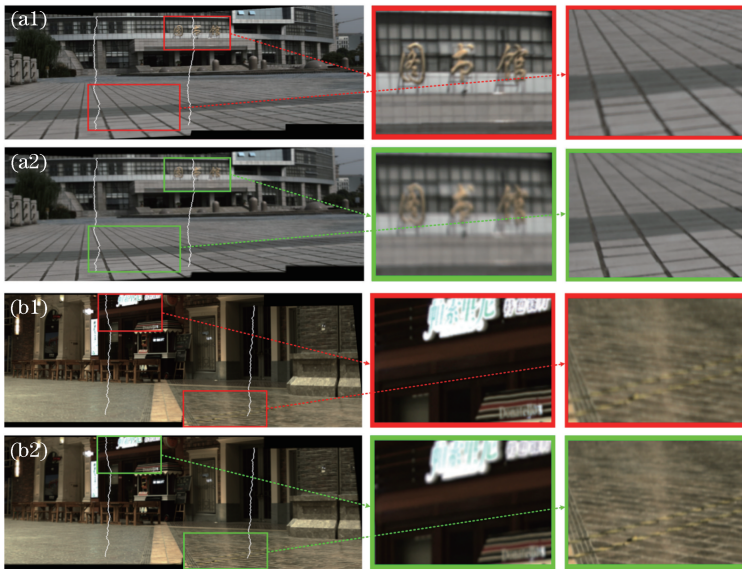


图 6 光场拼接图像的重聚焦结果。(a1)(b1)聚焦在背景处;(a2)(b2)聚焦在前景处

Fig. 6 Refocusing results of stitched light-field images. (a1) (b1) Focused at background; (a2) (b2) focused at foreground

从图 6 实验结果可以看出,光场拼接图像通过调整焦点的位置,能够得到不同的成像效果,从而可以让拍摄者根据自己的需求对场景进行对焦,且无需在拍摄时考虑对焦问题,具有较大应用价值。

## 4 结 论

针对光场图像拼接算法基于全局投影变换矩阵

效果不佳的问题,提出了基于平面分割和投影变换的光场图像拼接算法。根据光场图像的深度信息和颜色信息,将场景进行平面拟合和分割,并利用马尔可夫场对分割结果进行优化。依据优化后的分割结果,分别求解光场图像的投影矩阵进行图像的拼接。通过上述实验结果分析,与利用全局投影变换矩阵进行光场图像的拼接算法[14]相比,所提算法拼接部

分无明显错位,过渡自然,在处理空间结构较为复杂或视点偏移较大时,可以获得更为准确自然的光场拼接图像。但当真实场景不满足分片深度假设时,需将场景密集分割为多个细小面积的平面进行拟合,因此在接下来的研究中,需要对平面分割的大小、准确性等进行分析和优化,同时提高拼接速度,并将拼接算法拓展到光场的显微成像上<sup>[23]</sup>。

### 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.
- [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] Yu Z J, Wang S B. Improved PCA-SIFT algorithm for matching stereo system [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(3): 031501.  
于之靖, 王韶彬. 改进 PCA-SIFT 算法的立体匹配系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(3): 031501.
- [6] Gao J H, Kim S J, Brown M S. Constructing image panoramas using dual-homography warping [C] // 2011 Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE, 2011: 49-56.
- [7] 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, 2013: 2339-2346.
- [8] Chang C H, Sato Y, Chuang 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, 2014: 3254-3261.
- [9] Peleg S, Ben-Ezra M, Pritch Y. Omnistereero: Panoramic stereo imaging [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(3): 279-290.
- [10] Shum H Y, He L W. Rendering with concentric mosaics [C] // Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, Los Angeles, August 8-13, 1999, CA, USA. New York: ACM Press, 1999: 299-306.
- [11] Richardt C, Pritch Y, Zimmer H, *et al.* Megastereo: constructing high-resolution stereo panoramas [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 1256-1263.
- [12] Birklbauer C, Bimber O. Panorama light-field imaging [J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(2): 43-52.
- [13] Guo X Q, Yu Z, Kang S B, *et al.* Enhancing light fields through ray-space stitching [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(7): 1852-1861.
- [14] Buyukalp Y, Cihan A F, Mutlu M. Panoramic reconstruction from multiple light-field images [EB/OL]. [2018-10-28]. [http://stanford.edu/class/ee367/Winter2016/Buyukalp\\_Cihan\\_Mutlu\\_Report.pdf](http://stanford.edu/class/ee367/Winter2016/Buyukalp_Cihan_Mutlu_Report.pdf).
- [15] Taniai T, Matsushita Y, Sato Y, *et al.* Continuous 3D label stereo matching using local expansion moves [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(11): 2725-2739.
- [16] Jeon H G, Park J, Choe G, *et al.* Accurate depth map estimation from a lenslet light field camera [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 1547-1555.
- [17] Feng C, Taguchi Y, Kamat V R. Fast plane extraction in organized point clouds using agglomerative hierarchical clustering [C] // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation

- (ICRA), May 31-June 7, 2014, Hong Kong, China. New York: IEEE, 2014: 6218-6225.
- [18] Boykov Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images [C] // Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE, 2001: 105-112.
- [19] Bao L C, Yang Q X, Jin H L. Fast edge-preserving PatchMatch for large displacement optical flow[C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 3534-3541.
- [20] Fang X Y, Pan Z G, Xu D. An improved algorithm for image mosaics [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15(11): 1362-1365.
- 方贤勇, 潘志庚, 徐丹. 图像拼接的改进算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(11): 1362-1365.
- [21] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 313-318.
- [22] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Decoding, calibration and rectification for lenselet-based plenoptic cameras [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 1027-1034.
- [23] Zuo C, Sun J S, Feng S J, *et al.* Programmable aperture microscopy: a computational method for multi-modal phase contrast and light field imaging [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2016, 80: 24-31.