

# 基于平面区域匹配约束的图像视频拼接方法<sup>\*</sup>

赵志伟 张 锐 贺敬武

(南京大学计算机科学与技术系 南京 210023)

**摘 要:** 图像和视频拼接中,未引入全局变换的2幅图像或2段视频是无法拼接的。鉴于实际场景中的几何平面具有重要的结构信息,提出了一种基于平面区域匹配约束的图像视频拼接方法。利用深度卷积神经网络从RGB图像中提取语义信息,进而提取平面图像区域,将相邻视频画面间的平面区域含有的对应关系转化为约束,生成可用于指导图像拼接的优化网络,使得拼接结果在保持连续性的同时可平滑全局变换。该方法在现有语义分割网络中嵌入一个新模块,从而辅助平面区域语义分割。试验结果表明,该方法适用于大视差等场景。

**关键词:** 深度卷积神经网络;语义分割;平面区域;图像拼接

**中图分类号:** TP399 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-909X(2022)03-0091-06

## Image and Video Stitching Method Based on Plane Region Matching Constraint

ZHAO Zhiwei ZHANG Rui HE Jingwu

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** In image and video stitching, it is difficult to stitch two images or two videos without introducing global transformation. In view of the important structural information of geometric planes in real scenes, an image and video stitching method based on plane region matching constraint is proposed. The semantic information is extracted from RGB images by deep convolutional neural network, and then the plane image region is extracted. The corresponding relations between plane regions of adjacent video images are converted in constraints, and an optimized network is generated to guide the image stitching, so that the stitching results can maintain continuity and smooth global transformation. In this method, a new module is embedded in the existing segmentation network to assist the semantic segmentation of plane regions. Experimental results show that this method is suitable for the large parallax scenarios.

**Key words:** deep convolutional neural network; semantic segmentation; plane region; image stitching

## 0 引 言

图像拼接是将多个具有重叠部分视场的图像进

行拼接以生成更高分辨率的全景图像的过程。图像拼接技术一直是计算机视觉与图形学领域的研究热点,早期技术一般基于全局变换模型(如单应性变换

<sup>\*</sup> 基金项目:“十三五”全军共用信息系统装备预研课题(31511040202)资助项目。

收稿日期:2021-04-15

引用格式:赵志伟,张锐,贺敬武.基于平面区域匹配约束的图像视频拼接方法[J].指挥信息系统与技术,2022,13(3):91-96.

ZHAO Zhiwei, ZHANG Rui, HE Jingwu. Image and video stitching method based on plane region matching constraint[J]. Command Information System and Technology, 2022, 13(3): 91-96.

模型等),只有当输入图像符合柱面投影约束或场景可近似为一个与相机有一定距离的平面时才有效,若不满足上述假设,生成的全景图就会出现失调、扭曲和重影等问题。为了处理结构复杂或视差较大的场景,文献[1-4]引入了适合在拼接网格中生成期望拼图的空间变化参数运动场模型;文献[5-7]通过约束模型的相似变换来获得更好的视觉效果。图像拼接的关键是处理视差较大的图像,考虑到实际场景中不同的透视关系,文献[8-10]采用多单应性变换方法拼接场景,从图像中提取候选平面,通过全局变换对图像进行变形,其中全局变换是由多个局部变换加权平均得到的。上述方法获得候选平面的方式包括基于启发式规则的图像分割、基于底层特征的区域匹配和基于深度摄像机辅助的深度估计3种,而这些方式获得的候选平面通常是琐碎无结构的,因此会影响拼接效果。

本文提出了一种基于平面区域匹配约束的图像视频拼接方法(本文方法),先构建一个用于平面区域分割的数据集,再使用深度卷积神经网络从RGB图像中提取语义并以此提取平面图像区域,接着通过对齐一组带有网格优化的匹配平面区域来拼接图像,最终生成准确而自然的全景图像。图像上的平面区域是一组在现实世界中位于同一平面的像素集,平面区域在不同视角应是一致的,因此拼接图像时,一致的平面区域间能匹配的特征数明显多于不一致平面区域间能匹配的特征数。需说明的是,平面区域间的匹配程度作为一个良好的约束,有助于确定正确的局部模型和更优的全局变换。

现有的语义分割方法可直接从RGB图像中提取丰富的语义信息用于平面区域检测,但由于平面区域检测任务本质上是一个类别不重要且仅需有潜在语义的聚类问题,直接使用语义分割网络是无法达到要求的。本文在场景解析网络UPerNet<sup>[11]</sup>的输出端增加一个额外的网络层来计算聚类损失,而对于每个样本,则通过最大加权匹配计算一个新的ground-truth静置掩码用于反向传播。该掩码在计算合理的分类损失的同时保留了聚类特性,从而提高了拼接性能。此外,由于平面检测网络只是在UPerNet上增加了一个额外的层,因此本文方法可与不同体系结构进行结合以建立各种端到端模型。

检测到平面区域后,通过寻找匹配区域对和计算局部变换模型拼接图像和视频帧。目标图像是通过网格优化来变形的,网格优化的目标函数严格遵循局部模型,对目标图像进行变形的同时保持了全

局变换的平稳性和连续性。先通过凸优化有效求解网格,再将目标图像与参考图像进行混合以便产生一个投影拼图。这种缝合方案可进一步与基于相似性网格优化框架进行整合,从而获得更好的视觉效果,同时保留了平面区域对齐。试验表明,本文方法比其他方法在处理复杂场景和相机运动时具有鲁棒性和优越性。

## 1 相关工作

文献[12]研究发现,由于全局对齐模型无法考虑大视差图像,使得基于空间变化方法变得越来越普遍。文献[1]开发了空间变化仿射拼接场来对齐图片;文献[13-16]对基于特征点拼接进行了研究;文献[17]采用了基于2幂子图像的快速傅里叶变换(FFT)对齐方法,既减小了计算量,又可快速完成拼接;文献[18]提出使用线特征和特征点来对齐图像并在低质区域获得了更好的结果。文献[6]在优化框架里引入全局相似先验。通过适当选择,减少了拼接多幅图像的累计误差,产生了更好的全景图。图像拼接的另一个分支是通过一系列接缝对齐图像,其位置取决于像素级别的能量最小化。文献[19]通过接缝发现更好的拼接运动模型;文献[20]使用接缝指引局部对齐优化,迭代提高了拼接结果。

## 2 平面区域约束匹配拼接

本文方法流程如下:首先进行平面区域分割,然后产生匹配关系组集合,最后通过加入平面区域匹配关系来获得网格 $V^*$ 并给出投影拼图。需说明的是,使用最优化网 $V^*$ 指导对齐,而最终的自然拼图可通过基于相似性的网格优化框架得到。图1给出本文方法的网络结构。图2给出了本文方法的拼接流程,其中, $I$ 为输入, $O$ 为输出, $N$ 为语义分割网络, $T$ 和 $T'$ 分别为ground-truth和置换ground-truth。

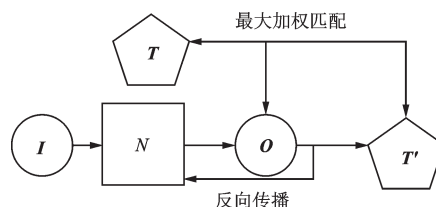


图1 本文方法网络结构

### 2.1 平面区域分割

通过对语义信息和全局上下文的RGB图像进行分析,可以识别出图像中的平面区域。例如,建筑物的外墙通常是平面的,不同墙面构成了不同的平

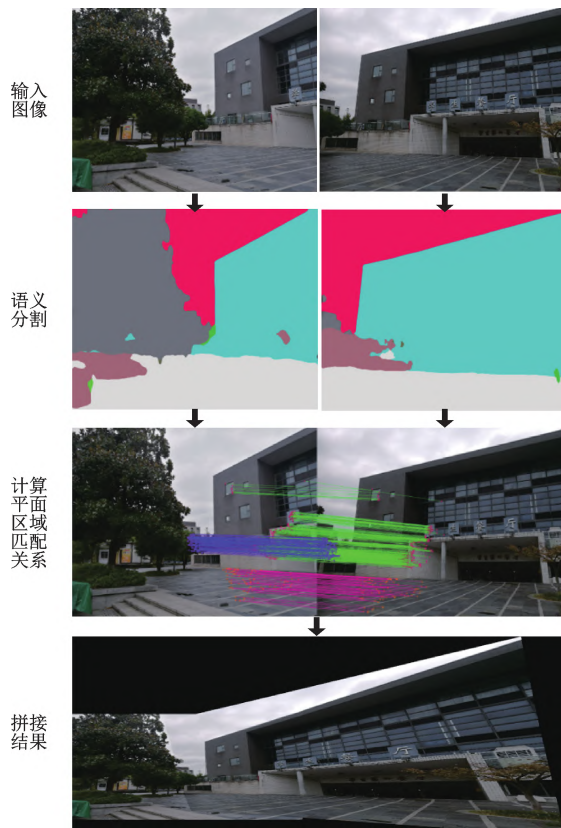


图2 本文方法拼接流程

面区域。平面区域代表一个更高层次的语义,因此可借助成熟的语义分割网络对其进行检测。

图像拼接任务中,平面区域仅具有潜在语义,明确类别的标签信息对拼接无意义,真正有用的是平面分割指引下像素的聚类结果。为此,本文将平面检测的模型建立在语义分割任务中表现优异的端到端UPerNet上,通过修改网络训练的反向传播过程,实现平面区域检测的学习。通过上述修改,可以复用语义分割的ground-truth,而无需重新标注整个数据集,避免了冗余的人工标注负担。

聚类损失模块的核心在于不同簇共享标签,故不会影响聚类质量。因此,可根据语义网络输出 $O$ 对ground-truth $T$ 的类别标签进行置换,从而在不引入错误的情况下引导学习。标签置换实现过程如下:首先利用 $O$ 和 $T$ 的混淆矩阵得到二分图,然后使用最大加权匹配得出标签的对应关系,最后使用语义网络输出 $O$ 对真实值 $T$ 的类别标签进行置换。因此,本文在网络中增加了一个额外的模块计算置换ground-truth用于反向传播。

本文给出了置换掩码算法,算法输入为语义分割掩码 $O$ 和ground-truth掩码 $T$ ,算法输出为用于反向传播的置换ground-truth掩码 $T^*$ ,具体步骤为:

1) 利用 $O$ 和 $T$ 计算混淆矩阵 $CM$ ,公式如下:

$$CM_{ij} = |\{(x, y) | O(x, y) = i \wedge T(x, y) = j\}| \quad (1)$$

其中, $i$ 和 $j$ 分别为标签类别; $x$ 和 $y$ 分别为像素坐标。

2) 建立二分图 $B=(V, E)$ 。其中, $V$ 为顶点集, $V=\{v_i | i \in O \cup T\}$ ;  $E$ 为边集, $E=\{(v_i, v_j, CM_{ij}) | i \in O \wedge j \in T\}$ 。

3) 在 $B$ 上计算最大加权匹配 $M$ 。

4) 构建置换ground-truth分割掩码 $T'$ ,  $T'(x, y) = M(T(x, y))$ 。

上述置换掩码算法仅根据语义分割网络的输出来改变ground-truth,因此反向传播仍然有效,而训练并未引入太多开销。聚类损失模块独立于网络运行,增加的模块易于和其他结构进行结合。由于没有现成数据,本文手动标注了801张街景图片。其中,712张图片用于训练,其余图片用于验证。

## 2.2 平面区域和局部模型

一般来说,对于具有重叠内容的图像,来自相同物体的平面区域之间匹配关键点数要比来自不同物体的多。基于此,本文利用平面区域匹配约束来辅助图像拼接。采用随机抽样一致(RANSAC)算法来进行平面区域的关键点匹配,从所有候选区域中得到可靠的关键点匹配对。2个平面区域匹配到的关键点数量越多,则这2个平面越有可能来自同一物体。为了找到所有的平面区域,对平面区域采用最大加权匹配算法,进而得到1组图像对中最可能一致的平面区域。

本文给出了匹配区域算法,输入为分割掩码 $K_1$ 和 $K_2$ 、匹配关键点对 $P$ 和匹配阈值 $\partial$ ,输出为匹配区域对 $K$ ,具体步骤如下:

1) 计算匹配数集 $N$ ,公式如下:

$$N_{ij} = \text{RANSAC} \{ P_n | K_1(P_{n1}) = i \wedge K_2(P_{n2}) = j \} \quad (2)$$

2) 建立二分图 $B=(V, E)$ ,其中, $V=\{v_i | i \in K_1 \cup K_2\}$ ,  $E=\{(v_i, v_j, N_{ij}) | i \in K_1 \wedge j \in K_2 \wedge N_{ij} \geq \partial\}$ 。

3) 在 $B$ 上得到最大加权匹配 $M$ ,  $M$ 中每个匹配为1个平面区域对。

由图2可见,1张照片中提取的匹配平面区域不超过20个,因此最大匹配算法消耗的时间可忽略不计,且RANSAC算法的总运行时间不会超过原始对上的运行时间。实际拼接中,可根据输入图像的大小将匹配阈值 $\partial$ 设为15~30来实现匹配区域的过滤,从而加速程序运行。

提取匹配区域后,局部变换模型可通过直接线性变换(DLT)<sup>[21]</sup>或移动DLT<sup>[2]</sup>从匹配区域中计算得



出。为了增强变换的鲁棒性,过滤了单应性变换后产生的巨大歪曲的区域。本文将主要区域称为主导平面区域,对于主导平面区域 $m$ ,其单应性变换记为 $H_m$ ,变换模型 $p(i,j)$ 处的元素记为 $H_m(i,j)$ 。

### 2.3 网格变形拼接

当在多个局部平面区域应用单应性变换时,需尽可能减少主导平面区域变换后的不连续性。为了解决直接对这些局部变换模型取平均而引入平面区域变换后的冲突和不连续等问题,采用网格优化框架来拼接图像,从而在严格遵循局部模型的同时确保了平面区域的平滑。

本文采用的平面拼接方法是基于投影变换的。为了规范投影变换,需要一个参考网格,因此采用一种混合平滑项和正则化项的方法来确定参考网格。该参考网格可精确对齐主导平面,并在不同区域间提供平滑过渡。

对于目标图像,采用网格来指导变形。当1个顶点同时位于主导平面区域和图像重叠部分,则认为它很重要,且对它施加硬约束。参考网格 $V$ 可通过顶点集中的顶点变换计算得出,其中重要顶点的变换通过局部区域模型计算得出,其他顶点变换则通过它们相对于主导平面区域的距离加权平均得出。顶点 $p_{ij}$ 到平面区域 $m$ 的距离 $d_{ij}$ 以欧氏距离定义,参考网格 $V$ 计算公式如下:

$$v_{ij} \sim H(i,j)p_{ij} \quad (3)$$

$$H(i,j) = \begin{cases} H_m(i,j) & p_{ij} \text{很重要} \\ \sum_{k=1}^n \frac{H_k}{d_{ij(k)}} & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

对于最终网格 $V^*$ ,通过组合平滑项和正则化项进行优化,具体如下:

1) 平滑项:为了保留被变换图像的平滑,希望减少整个网格上网格线的弯曲,并用下式进行规约:

$$S(V^*) = \sum_{i \in E^*} \sum_{j \in \text{adj}(e_i^*)} \|e_i^* e_j^*\| \quad (5)$$

其中, $\text{adj}(e_i)$ 为 $e_i$ 的邻接边集合,该项对较大的四边形处罚较多。

2) 正则化项:希望变形是空间变化的投影变换,类似于网格 $V$ 。通过以下正则化项计算公式<sup>[22]</sup>强制网格进行局部调整:

$$R(V, V^*) = \sum_{ij} \|v_{ij} - v_{ij}^*\|_2 \quad (6)$$

3) 优化:按下式进行网格优化:

$$V^* = \arg \min_{V^*} S(V^*) + \lambda R(V, V^*) \quad (7)$$

其中, $\lambda$ 为比例因子,实际拼接中, $\lambda=10$ 的拼接效果最好;如果 $p_{ij}$ 很重要,式(7)满足 $v_{ij}^* = v_{ij}$ 。

当只有1个平面被提取时,最优网格为 $V$ ,本文方法退化到全局单应性变换或其变体。但由于平面区域匹配约束排除了非主导平面区域,在一些情况下仍可得到较好的拼接图像。图3给出了本文方法的一个拼接效果示例。

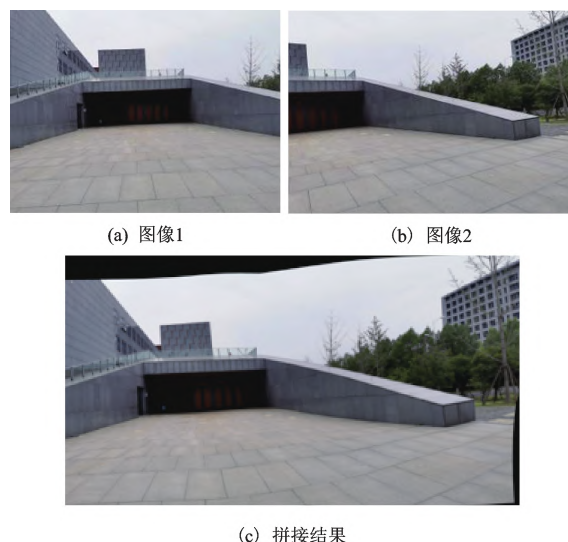


图3 本文方法拼接效果示例

投影拼接可根据 $V^*$ 对目标图像进行纹理映射或对参考图像和变形图像执行线性混合后获得,根据局部模型 $H_m$ 的类型,有2种计算 $V^*$ 的方法,即平面-局部单应性模型(P-H)和平面-局部变化投影模型(P-APAP)。

### 2.4 视频拼接

视频拼接主要应用于视频监控、航拍和医学等任务。本文方法对采集到的视频进行逐帧拼接,首先,利用深度学习网络提取视频帧的语义信息和平面区域;然后,通过约束平面区域获得变形网格;最后,通过网格优化获得拼接后的视频帧。与图像拼接类似,本文方法在视频方面也获得了较好的全景图。

## 3 试验及分析

为验证本文方法的优越性,在由35张图像组合的数据集上,将本文方法与APAP<sup>[2]</sup>和形状保留半投影图像拼接(SPHP)<sup>[5]</sup>方法进行了对比试验。

### 3.1 试验硬件与设定

试验硬件环境如下:CPU为Intel i的7-7700K,显卡为GTX 1080Ti。对于平面区域分割部分,在UperNet的基础上重新设计和实现了反向传播损失

层算法。特征点提取采用了尺度不变特征变换(SIFT)<sup>[23]</sup>关键点检测方法,直线检测采用了直线段检测(LSD)方法<sup>[24]</sup>,指导拼接的网格大小为100×100,并使用Adam<sup>[25]</sup>优化算法来最小化损失函数。

3.2 试验评估

对于平面分割模块,比较分析了损耗反向传播层的作用,并分析了分割结果的准确性和平均交并比(IoU)。试验结果表明,分割的损耗反向传播层可提高准确性和交并比的得分。根据试验结果,设置平面区域匹配关键点对的数据阈值 $P=16$ 。

对于图像拼接,由于非重叠区域的 ground-truth 不可得,因此通过测量变形和参考图像之间重叠区域的相似性来评估拼接质量,并采用文献[18,26]的方法,计算一个负的归一化互相关尺度的均方根误差(RMSE)(归一化互相关系数(NCC))。参考图像和变形图像的拼接结果的质量得分定义为:

$$\text{score}(I_o, I_r) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\pi} (1.0 - \text{NCC}(p_r, p_o))^2} \quad (8)$$

其中, $n$ 为重叠区域的像素数; $\pi$ 为语义分割得到的平面区域; $p_r$ 和 $p_o$ 分别为参考图像和目标图像像素; $I_o$ 和 $I_r$ 分别为 $p_o$ 和 $p_r$ 的输入原图。

由于自然网格生成的拼接结果改变了重叠区域的 ground-truth,因此本文选择投影网格 $V^*$ (即P-H和P-APAP),只对图像的一边进行变形而不对参考图像进行变形。根据APAP和SPHP的指导原则对参数进行调整,以获得最佳拼接效果。

对于多数测试用例,本文方法优于APAP和SPHP方法。由于P-APAP可自适应地对齐非理想的平面区域,故其表现优于P-H。少部分情况下,由于分割结果不准确导致投影拼图生成效果不好,进而影响整体结果。若平面区域可正确对齐,则本文方法优于其他方法。不同方法对比试验结果如表1所示。

表1 不同方法对比试验结果

图像	基线	其他方法		本文方法	
		APAP	SPHP	P-H	P-APAP
1	21.825	14.040	15.720	12.597	11.883
2	10.109	9.271	9.323	8.439	8.476
3	1.101	1.103	1.709	0.966	0.62
4	7.346	6.715	6.502	6.133	6.080
5	5.414	4.183	4.803	4.097	4.020
6	8.734	7.411	11.704	8.706	8.668

3.3 试验结果分析

从视觉效果角度对本文方法与APAP、SPHP、图像合成编辑器(ICE)和全局相似先验自然图像拼接(NISwGSP)方法进行定性对比。图4展示了5种方法的拼接结果,可见,本文方法具有较好的拼接效果。需说明的是,试验选取的街道场景中包含了街角图像。

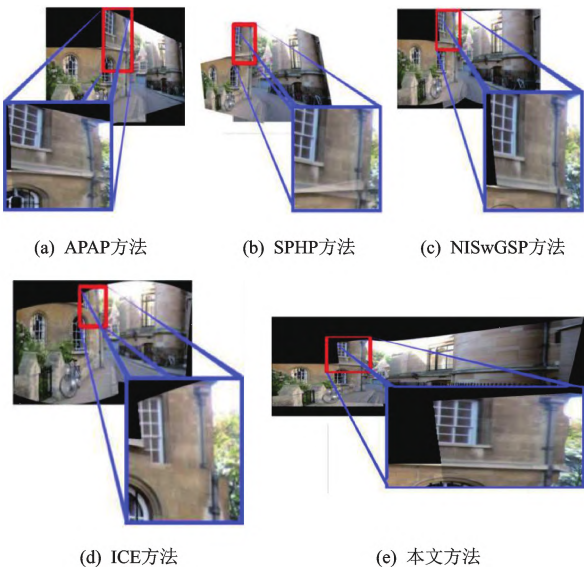


图4 5种方法的拼接结果

图4的拼接图像对中,重叠区域可分为地面、较近的建筑物区域和较远的建筑物区域3个平面区域。由于较近的建筑物平面区域和较远的建筑物平面区域过于接近,无法采用全局RANSAC进行分类,因此基于全局变换的拼接方法的效果较差。本文方法可成功区分这些平面区域,获得正确的局部变换模型,产生视觉上和语义上一致的投影拼图。

待拼接图像中,匹配关系明显存在于建筑物上,本文方法可鲁棒地找到单应性变换。相比于APAP方法,本文方法在视觉和语义上更加一致。虽然P-APAP和APAP方法在图像重叠区域具有相同变换,但也有不同之处,就是APAP方法通过外推法而P-APAP方法通过全局变换和平滑来使整个拼接结果变得平缓。由于地面和墙体可以正确分割,因此地面平面区域会变换更加准确且一致。

3.4 拼接结果展示

采用本文方法分别对2张图像和2帧视频进行拼接,结果如图5和图6所示。可见,本文方法获得的拼接全景图具有较高的质量,方法有效。

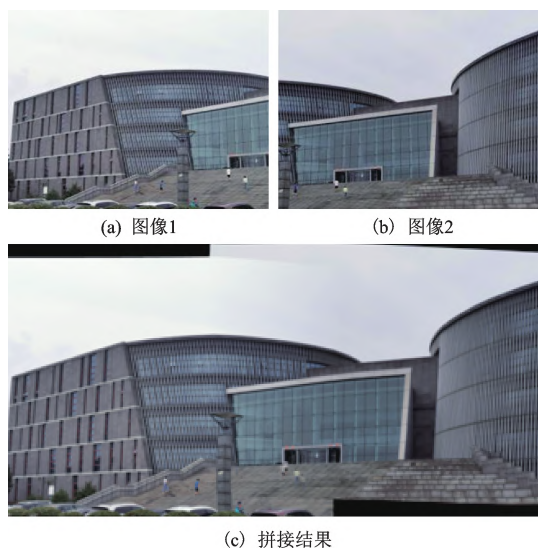


图5 采用本文方法对2副图像的拼接结果

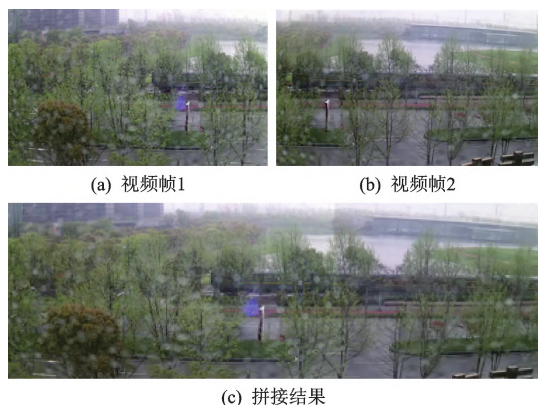


图6 采用本文方法对2个视频帧的拼接结果

#### 4 结束语

本文提出了一种基于平面区域匹配约束的图像视频拼接方法。该方法先使用平面区域语义分割网络提取图像中的平面区域,再通过平面区域匹配获得相应匹配关系,最后利用该匹配关系来约束图像进行拼接。同时,该方法在确保图像局部对齐的同时保持了全局图像的平滑,获得较好的拼接图像质量。由于本文方法中的平面区域匹配很大程度上依赖于分割,对于分割较差的图像对,属于相同区域的关键点会被分到不同区域,从而生成较差的局部变换模型,因此后续将对平面区域语义分割网络进行改进,以便实现更好的平面区域检测。

#### 参考文献(References):

[1] LIN W Y, LIU S Y, MATSUSHITA Y, et al. Smoothly varying affine stitching [C]//Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Springs: IEEE, 2011: 345-352.

[2] 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.

[3] ZHANG F, LIU F. Parallax-tolerant image stitching [C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.: IEEE, 2014: 3262-3269.

[4] HE K M, CHANG H W, SUN J. Rectangling panoramic images via warping [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1-10.

[5] CHANG C H, SATO Y C, CHUANG Y Y. Shape-preserving half-projective warps for image stitching [C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 3254-3261.

[6] CHEN Y S, CHUANG Y Y. Natural image stitching with the global similarity prior [C]//Proceedings of the 14th European Conference. Amsterdam: Springer, 2016: 186-201.

[7] LI N, XU Y F, WANG C. Quasi-homography warps in image stitching [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 20(6): 1365-1375.

[8] GAO J H, KIM S J, BROWN M S. Constructing image panoramas using dual-homography warping [C]//Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs: IEEE, 2011: 49-56.

[9] LOU Z Y, GEVERS T. Image alignment by piecewise planar region matching [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(7): 2052-2061.

[10] LEE D, YOON J, LIM S. Image stitching using multiple homographies estimated by segmented regions for different parallaxes [C]//Proceedings of 2017 International Conference on Vision, Image and Signal Processing. Osaka: IEEE, 2017: 71-75.

[11] XIAO T, LIU Y C, ZHOU B, et al. Unified perceptual parsing for scene understanding [C]//Proceedings of the 15th European Conference. Munich: Springer, 2018: 432-448.

[12] SZELISKI R. Image alignment and stitching: a tutorial [J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2006, 2(1): 1-19.

[13] 王宇, 王涌天, 刘越. 基于SIFT和小波变换的图像拼接算法 [J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(5): 423-426.

[14] 谭磊, 张桦, 薛彦斌. 一种基于特征点的图像匹配算法 [J]. 天津理工大学学报, 2006, 22(6): 66-69.

(下转第102页)



- 建模与优化研究[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(5):1066-1071.
- [11] 刚建勋, 叶雄兵, 于鸿源. 基于超网络的航母编队作战体系建模分析[J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40(5):6-10.
- [12] 孙成雨, 申卯兴, 盛浩, 等. 防空多传感器网络结构抗毁性优化设计[J]. 通信学报, 2017, 38(6):118-126.
- [13] 刚建勋, 叶雄兵. 防空战术通信指挥网络优化设计与分析研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2018, 32(2):47-52.
- [14] 李茂林, 龙建国, 张德群. 基于复杂网络理论的作战体系节点重要性分析[J]. 指挥控制与仿真, 2010, 32(3):15-17.
- [15] 齐燕博, 刘忠, 许江湖. 作战体系网络模型与网络化效能分析[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(5):66-69.
- [16] 李进军, 刘国光, 黄谦, 等. 基于复杂网络理论的作战指挥体系结构分析模型和方法[J]. 系统仿真学报, 2008,

20(17):4712-4715.

- [17] 张春华, 张小可, 邓宏钟. 一种基于作战环的作战体系效能评估方法[J]. 电子设计工程, 2012, 20(21):62-64.
- [18] 狄鹏, 黎放, 胡斌. 复杂作战网络建模及模型特征[J]. 海军工程大学学报, 2010, 22(6):107-112.

#### 作者简介:

郭正轩, 男(1995—), 硕士研究生, 研究方向为网络与信息技术。

苏 旻, 男(1975—), 教授, 研究方向为网络与信息技术。

刘云鹏, 男(1992—), 硕士研究生, 研究方向为武警执勤处突装备。

(本文编辑:李素华)

#### (上接第96页)

- [15] 屈志毅, 王玉珍, 钟声伟. 图像拼接中特征块的选取[J]. 计算机工程, 2002, 28(9):165-166.
- [16] 刘金根, 吴志鹏, 刘上乾, 等. 一种基于特征区域分割的图像拼接算法[J]. 西安电子科技大学报(自然科学版), 2002, 9(6):768-771.
- [17] 张世阳, 王俊杰, 胡运发. 一种快速全景图像拼接技术[J]. 计算机应用与软件, 2004, 21(3):77-79.
- [18] LI S W, LU Y, SUN J, et al. Dual-feature warping-based motion model estimation [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015:4283-4291.
- [19] GAO J H, LI Y, CHIN T J, et al. Seam-driven image stitching [C]//Proceedings of the 34th Annual Conference of the European Association for Computer Graphics. Girona: ViRVIG Universitat, 2013:45-48.
- [20] LIN K, JIANG N J, CHEONG L F, et al. Seagull: seam-guided local alignment for parallax-tolerant image stitching [C]//Proceedings of 2016 European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016: 370-385.
- [21] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision[M]. 2nd ed. New York: Cambridge University Press, 2003.
- [22] PAN X, WANG G. Parallax-tolerant image stitching based on mesh optimization [C]//Proceedings of 2017 IEEE Advanced Information Technology, Electronic

and Automation Control Conference. Chongqing: IEEE, 2017:414-420.

- [23] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(11):91-110.
- [24] GIOI R, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing on Line, 2012, 2(4):35-55.
- [25] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations. San Diego: ADS, 2015:1-15.
- [26] LIN K O, JIANG N J, LIU S C, et al. Direct photometric alignment by mesh deformation [C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017:2701-2709.

#### 作者简介:

赵志伟, 男(1995—), 硕士研究生, 研究方向为图像拼接。

张 锐, 男(1995—), 硕士研究生, 研究方向为目标检测。

贺敬武, 男(1991—), 博士研究生, 研究方向为计算机视觉。

(本文编辑:马 岚)