

复眼相机阵列动态全景图像合成技术(特邀)

曹铭智^{1,2}, 王博文^{1,2}, 齐静雅³, 吴付杰^{1,2}, 桑英俊^{1,2}, 李晟^{1,2}, 李林^{3*}, 张玉珍^{1,2**}, 陈钱^{1,2}, 左超^{1,2***}¹南京理工大学电子工程与光电技术学院智能计算成像实验室, 江苏 南京 210094;²江苏省光谱成像与智能感知重点实验室, 江苏 南京 210094;³北京控制工程研究所空间光电测量与感知实验室, 北京 100190

摘要 在光电成像系统中,多相机/孔径的计算成像技术正逐渐成为实现宽视场高分辨率图像重建的关键手段,以突破单一成像系统空间带宽积受限的固有瓶颈。然而,多孔径图像合成通常涉及子眼图像间特征点提取、描述子匹配和对齐等步骤,重建计算量大,面临着实时性不足的挑战。尤其是当场景中存在运动物体时,重建图像通常会出伪影和错位等“鬼影”现象,影响成像质量。针对上述成像问题,提出了一种基于多孔径复眼相机阵列的动态全景图像合成技术,采用统一计算架构(CUDA)对基于加速鲁棒特征(SURF)配准算法进行优化加速,并结合帧差法降低多帧配准过程中冗余的信息量,将合成图像的配准精度提升了15.91%,配准时间减少了91.23%。同时在接缝线的能量函数中引入基于视觉背景提取(VIBE)算法并建立相应的接缝线更新准则,从而实现多帧运动图像的无错位、伪影的全景图像合成。基于上述算法,构建了5×5多孔径复眼相机阵列成像系统,实现横向90°视场合成。与传统的接缝线算法相比,本文方案在无参考图像空间质量评估指标(BRISQUE)与基于感知的图像质量评估指标(PIQE)上分别实现了1.96与1.85的优化降低。此外,该系统能够在交互帧速率13 frame/s下,完成25张子图的拼接、重建及合成工作,相较于非CUDA加速的拼接算法重建时间减少99.7%。

关键词 多帧图像处理; 全景图像合成; 复眼相机阵列; 计算成像

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP241062

Dynamic Panoramic Image Synthesis Technology Using Compound Eye Camera Array (Invited)

Cao Mingzhi^{1,2}, Wang Bowen^{1,2}, Qi Jingya³, Wu Fujie^{1,2}, Sang Yingjun^{1,2}, Li Sheng^{1,2}, Li Lin^{3*}, Zhang Yuzhen^{1,2**}, Chen Qian^{1,2}, Zuo Chao^{1,2***}¹Smart Computational Imaging Laboratory, School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, Jiangsu, China;²Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging and Intelligent Sense, Nanjing 210094, Jiangsu, China;³Lab of Space Optoelectronic Measurement & Intelligent Sense, Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China

Abstract In optoelectronic imaging systems, the use of multi-camera/multi-aperture computational imaging technology is increasingly recognized as an essential method for achieving wide-field and high-resolution image reconstruction. This technology seeks to overcome the spatial bandwidth product limitations inherent in single imaging systems. However, multi-aperture image synthesis typically involves complex processes such as feature point extraction, descriptor matching, and alignment between sub-eye images, which substantially increases the computational complexity and poses challenges for real-time performance. This is particularly problematic in scenes with moving objects, where the reconstructed images often suffer from ghosting phenomena such as artifacts and misalignment, thereby degrading the imaging quality. To address these issues, this paper introduces a dynamic panoramic image synthesis technology using a multi-aperture

收稿日期: 2024-04-09; 修回日期: 2024-05-07; 录用日期: 2024-05-20; 网络首发日期: 2024-05-31

基金项目: 国家自然科学基金(U21B2033, 62105151, 62175109, 62227818)、光电测量与智能感知中关村开放实验室与北京控制工程研究所空间光电测量与感知实验室开放基金(LabSOMP-2022-05)、国家重点研发计划(2022YFA1205002)、江苏省基础研究计划前沿引领专项(BK20192003)、江苏省科技计划重点国别产业技术研发合作项目(BZ2022039)、中央高校科研专项资助项目(30920032101)、江苏省光谱成像与智能感知重点实验室开放基金(JSGP202105, JSGP202201)

通信作者: *cast_lilin@163.com; **479608575@qq.com; ***zuochao@njust.edu.cn

compound eye camera array. The technology leverages compute unified device architecture (CUDA) to enhance and accelerate the registration algorithm based on speeded up robust features (SURF). Furthermore, it incorporates a frame difference method to minimize redundant information in the multi-frame registration process, enhancing the registration accuracy of the synthesized image by 15.91% and reducing the registration time by 91.23%. Additionally, the visual background extraction (VIBE) algorithm is integrated into the energy function of the seam line, with established update criteria for the seam line, facilitating the synthesis of panoramic images from multi-frame motion images without misalignment and artifacts. A 5×5 multi-aperture compound eye camera array imaging system was developed to achieve a horizontal 90° field of view synthesis. Compared with traditional stitching algorithms, this approach demonstrates improvements of 1.96 and 1.85 on the reference-free image space quality evaluation index (BRISQUE) and the perception-based image quality evaluation index (PIQE), respectively. Moreover, the system can complete the stitching, reconstruction, and synthesis of 25 sub images at interactive frame rate of 13 frame/s, reducing the reconstruction time by 99.7% compared to non-CUDA accelerated stitching algorithms.

Key words multi-frame image processing; panoramic image synthesis; compound eye camera array; computational imaging

1 引言

人类感知外界信息 80% 以上来自视觉,获取客观世界更多的信息量,即看得更远、更广、更清晰一直是人类追求的永恒目标^[1]。然而,在传统成像系统中,通过镜头聚焦并由成像设备捕获的物体信息量是有限的,这一限制由成像系统的空间带宽积(SBP)^[2]决定。类似于海森堡不确定性原理,空间带宽积是衡量成像系统信息承载能力的指标,其被定义为 $P_{SB} = V_{FO}/(0.5r)^2$,其中 $r = 1.22\lambda F = 0.61\lambda/(NA)$ 为成像系统在非相干成像条件下的衍射极限分辨率, V_{FO} 代表视场角, F 代表镜头的 F 数, λ 代表光束的波长, NA 代表其对应的数值孔径。有限的空间带宽积是制约传统光学成像系统进行高通量探测、识别与感知的关键瓶颈^[3]。那么如何在现有成像硬件加工制造水平有限的前提下,进一步提升成像系统的信息通量,实现“大视场、高分辨、高通量”成像,解决传统成像系统视场与分辨率不可调和的矛盾^[4],必将是光电成像系统研究的基础性难题,也是推动光学成像不断向更大视场、更远作用距离、更高信息通量发展亟待克服的关键技术^[5]。

全景图像合成技术^[6]包括图像配准和图像融合两个环节^[7]。图像配准技术^[8]指的是通过特征点提取和检测生成特征点匹配对和描述子,实现子图像间的精确对齐。Lowe 等提出的尺度不变特征变换(SIFT)算法对多尺度空间和高斯金字塔的构建,使得特征点配准结果具备旋转、尺度和仿射不变性^[9],但是增加了特征点计算的复杂性。针对 SIFT 算法计算效率低下的问题,Bay 等提出了加速鲁棒特征(SURF)算法,利用 Hessian 矩阵和盒式滤波器简化了特征点计算,在保留 SIFT 算法性能的基础上提升了运行速度^[10]。为了进一步提升运行速度,Rublee 等提出了定向快速旋转(ORB)算法,通过二进制串简化了特征点的计算,其运行速度远超 SURF 算法和 SIFT 算法^[11],但是处理

多帧图像时仍难以满足实时配准的需求。

图像融合^[12]指的是对配准后的图像进行处理,使得合成的图像过渡更加自然。由于要缝合的图像之间的亮度、角度和比例的差异,直接融合方法可能会导致伪影和缝合间隙等问题^[13]。针对融合缝隙问题,Sun 等^[14]提出了马尔可夫随机场(MRF)融合方法,通过引入显著性结构和泊松方程求解,初步实现了无缝融合,但是难以处理多角度的图像融合。针对缝合图像角度变化的问题,Du 等^[15]提出了一种定向缝合面的融合方法,通过半角校正方法选择缝合面进行渐进融合,实现多角度拼接图像合成,但是亮度差异过大仍然会使得拼接图像产生肉眼可见的拼接缝隙。为了解决图像亮度不一致的问题,Baviriseti 等^[16]基于 curvelet 变换的模糊理论思想,设计了一种自适应加权图像融合策略,实现了亮度均匀的图像拼接。Qu 等^[17]结合了上述方法的优势,利用拉普拉斯融合法解决了非对齐、多亮度图像的拼接融合问题,实现了不同角度图像的拼接,但是在处理多帧运动目标图像时仍可能产生模糊伪影。

针对现有相机阵列光学系统在拼接实时性及对运动目标成像存在伪影的问题^[18],本文开展了基于视觉背景提取(VIBE)算法和统一计算架构(CUDA)加速的拼接算法研究。通过 VIBE 算法设计了考虑运动目标的接缝线融合方法,实现了无伪影的多帧运动图像融合。结合 CUDA 技术和关键帧算法优化了 SURF 配准算法,将图像的配准精度提升了 15.91%,配准时间减少了 91.23%。通过构建 5×5 多孔径复眼相机阵列系统并开发相应的软件系统,实现了多线程图片采集以及全景图像合成。

2 基于 VIBE 算法及 CUDA 加速的全景图像合成方法

本文提出的全景图像合成算法总体流程如图 1 所示,通过异构计算模式,充分发挥中央处理器(CPU)和图形处理器(GPU)的协同效能。通过基于关键帧的多帧图像筛选方法,构建多尺度空间框架,并实现特

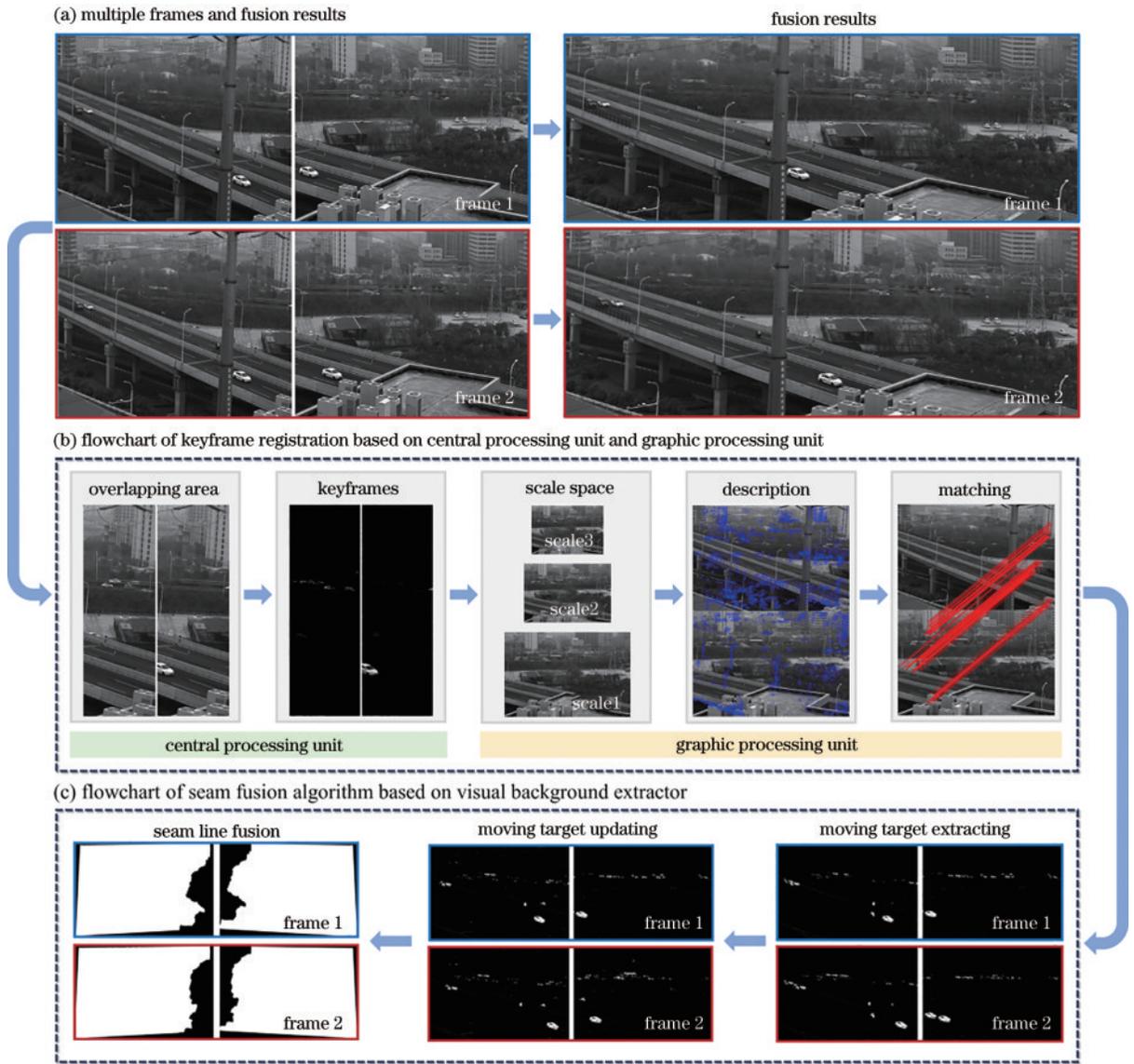


图 1 全景图像合成算法流程图。(a)多帧图像及融合结果;(b)基于中央处理器和图形处理器的关键帧配准算法流程图;(c)基于视觉背景提取算法的接缝线融合算法流程图

Fig. 1 Overall flowchart of panoramic image synthesis algorithm. (a) Multi-frame images and fusion results; (b) flowchart of keyframe registration based on central processing unit and graphic processing unit; (c) flowchart of seam fusion algorithm based on visual background extractor

征点匹配和描述子生成,完成 SURF 图像配准。通过 VIBE 算法检测并更新多帧图像中运动目标的信息,利用图像接缝线方法进行融合处理,最终实现了多帧图像的无伪影拼接。

2.1 基于 CUDA 的 SURF 关键帧配准算法

如图 1(b)所示, SURF 算法主要包括特征点检测、特征点描述和特征点匹配。该算法首先建立图像对应的积分图像,构建出相应的尺度空间,检测得到特征点,通过描述定位特征点的主方向,进而得到 SURF 描述子,根据这些描述子实现特征点的匹配,完成图像的配准。本文具体优化的步骤如下。

1) 积分图像的求取

假设 $I(x, y)$ 是一幅图像 (x, y) 坐标处上像素点的值, (x, y) 表示图像上像素点的坐标,则 SURF 特

征点检测的积分图像可以表示为 $S(x, y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i, j)$ 。本文在积分图像原有算法基础上,通过分段前缀加法来实现并行运算方法。前缀加法的分段表示可以保证 GPU 的活动线程足够多,从而节省内存开销,提升线程的工作效率。令 $S_x(x, j) = \sum_{i=0}^x I(i, j)$, 则积分图像可以表示为 $S(x, y) = \sum_{j=0}^y S_x(x, j)$ 。假设该图像的行尺寸为 kN , N 表示可分配的线程数量, k 表示根据可分配的线程数量划分的图像行分段长度。令 $S_x(-1, j) = 0$, 则 $S_x(x, j) = \sum_{i=0}^{\text{ceil}(x/N)} S_x(iN - 1, j) + \sum_{i=\text{ceil}(x/N)}^x I(i, j)$ 。 (1)

由此可见,积分图像的分段前缀加法可以通过两

个层次分段的方式进行。式(1)右边第一项表示数据段前面所有像素的和,第二项表示数据段前缀加法的结果。在获得某小段的前缀加法和后,为了避免因多个小段的分段前缀和产生很多同步线程的问题,区别于传统算法,本文设计多个共享内存变量使得段首行分段前缀和以及局部分段前缀和的计算互不干扰,从而提升运行速度。

2) 特征点检测

传统 SURF 算法的特征点检测基于尺度空间的定位,尺度空间中每个尺度图像滤波以及 Hessian 矩阵的求解都是相互独立的,本文在此基础上利用 GPU 并行核实现尺度目标图像、Hessian 矩阵及其判别式的计算。尺度空间计算中并行核占用的显存大小取决于该尺度目标图像的大小。单个 Hessian 特征点矩阵计算由一个核函数来完成。传统 Hessian 特征点检测是对待检测点的邻域像素点进行比较得到相应的位置和尺度信息,本文利用 GPU 的多线程特性,使用子线程进行加速从而实现局部特征点判断。

3) 主方向计算

SURF 算法利用特征点圆形邻域内 Haar 小波特征的总和计算特征点的主方向。区别于传统算法,本文利用 GPU 核函数计算 Haar 小波值。本文首先将尺度空间中图像数据上传至共享内存区,并将每个图像数据块都单独分配线程块,每个尺度的图像便都由一个核函数计算,这样可以独立地计算每个特征点邻域内的 Haar 小波值。然后以特征点为中心,将该特征点附近邻域分成多个扇形块,使用高斯累加的方式计算 Haar 小波值,统计每个特征点附近邻域的 Haar 小波值,找出其最大值对应的方向作为该特征点的主方向。

4) 描述子生成及匹配

SURF 算法使用 Haar 小波响应值的累加计算特征点的描述子,本文利用核函数计算特征点描述子,尺度空间中每层图像的特征点描述子都由不同的核函数计算,每个特征点描述子都由单独的线程块计算。通过对每个线程块中的特征点得到的 Haar 小波响应值进行高斯累加,就可以实现特征点描述子的并行计算,启用足够的线程数计算处理后的像素点与另一张子图的像素点的欧氏距离,以最大距离大于最大距离的 0.6 作为匹配条件,得到特征点最优匹配对,从而完成图像配准。

对于复眼相机阵列的多孔径图像拼接算法而言,部分帧图像存在冗余信息量,并不是所有的帧图像每次重建时都需要配准。因此本文采用帧间差分法剔除这类帧图像,以解决冗余帧影响拼接速度的问题。通过比较相邻两帧间的差值,得到具备运动目标的像素点集,对这些像素点集进行判断得到对应的关键帧序号。

具体算法为,令 (x, y) 表示图像中像素点的坐标, v 表示帧的序号, $I_v(x, y)$ 表示第 v 帧在像素点 (x, y) 处的像素值,那么相邻帧之间的像素差值 $D_v(x, y)$ 可以表示为

$$D_v(x, y) = |I_{v+1}(x, y) - I_v(x, y)| \quad (2)$$

选择其中包含运动目标最多的相邻帧之间的像素差值作为阈值,像素差值大于该阈值的帧为关键帧,进行进一步的配准操作。否则该帧为非关键帧,释放掉 GPU 中的内存资源,直接沿用上一帧的特征点数据。

2.2 基于 VIBE 的接缝线融合方法

由于多孔径相机触发时延导致运动物体的位置偏差,融合图像中会出现多种位置信息。尽管传统的加权融合和拉普拉斯融合技术在拼接图像时能够有效处理接缝问题,但它们并未针对运动物体的位置偏差问题提供有效的解决方案。针对运动物体伪影的问题,本文提出了一种改进的接缝线融合技术,如图 2 所示。在图像重叠区域通过加入结构相似性等评估标准实现缝合线的查找,利用 VIBE 算法使得拼接图像的接缝线可以绕过运动目标,确保缝合线两侧来自不同图像的片段无缝对接,并通过渐入渐出融合进行增益曝光实现多帧运动图像的平滑过渡。

1) 基于 VIBE 算法的能量函数构造方法

传统的接缝线的判断准则基于接缝线处像素点的颜色差异和结构误差,最佳接缝线处像素点的颜色差异和结构误差应尽可能得小。由于相机间的时延、配准误差等问题,大量的运动物体穿过接缝线会产生错位的问题。因此本文对于传统接缝线的能量函数进行了改进,利用 VIBE 算法检测运动物体的方法,增加了运动目标检测项 $E_{\text{difference}}(x, y)$ 。该项的作用是减少运动目标对接缝线的影响。对于待拼接图像重叠区域中的像素点 (x, y) ,判断其是否为最佳接缝线的像素点的方式是建立对应的能量函数 $E(x, y)$ 。若 $E_{\text{color}}(x, y)$ 、 $E_{\text{geometry}}(x, y)$ 分别表示待拼接图像重叠区域在 (x, y) 处的颜色差异值和结构差异值,像素点在 (x, y) 处的能量函数可表示为

$$E(x, y) = E_{\text{color}}(x, y) + E_{\text{geometry}}(x, y) + E_{\text{difference}}(x, y) \quad (3)$$

若 $I_1(x, y)$ 、 $I_2(x, y)$ 分别表示待拼接的左图和右图在重叠区域 (x, y) 处的灰度值, $D_{\text{diff}}[I_1(x, y), I_2(x, y)]$ 表示待拼接的两幅图像在 (x, y) 处梯度差累积值, A_1 、 A_2 分别表示不同方向上的梯度差,计算式如下:

$$\begin{cases} A_1 = I_1(x, y+1) + 2I_1(x+1, y+1) - I_1(x, y-1) - 2I_1(x+1, y-1) - I_2(x, y+1) + I_2(x+1, y+1) \\ A_2 = 2I_1(x+1, y-1) + I_1(x+1, y+2) - I_1(x+1, y+1) - I_2(x+1, y) + 2I_2(x+1, y+1) \end{cases} \quad (4)$$

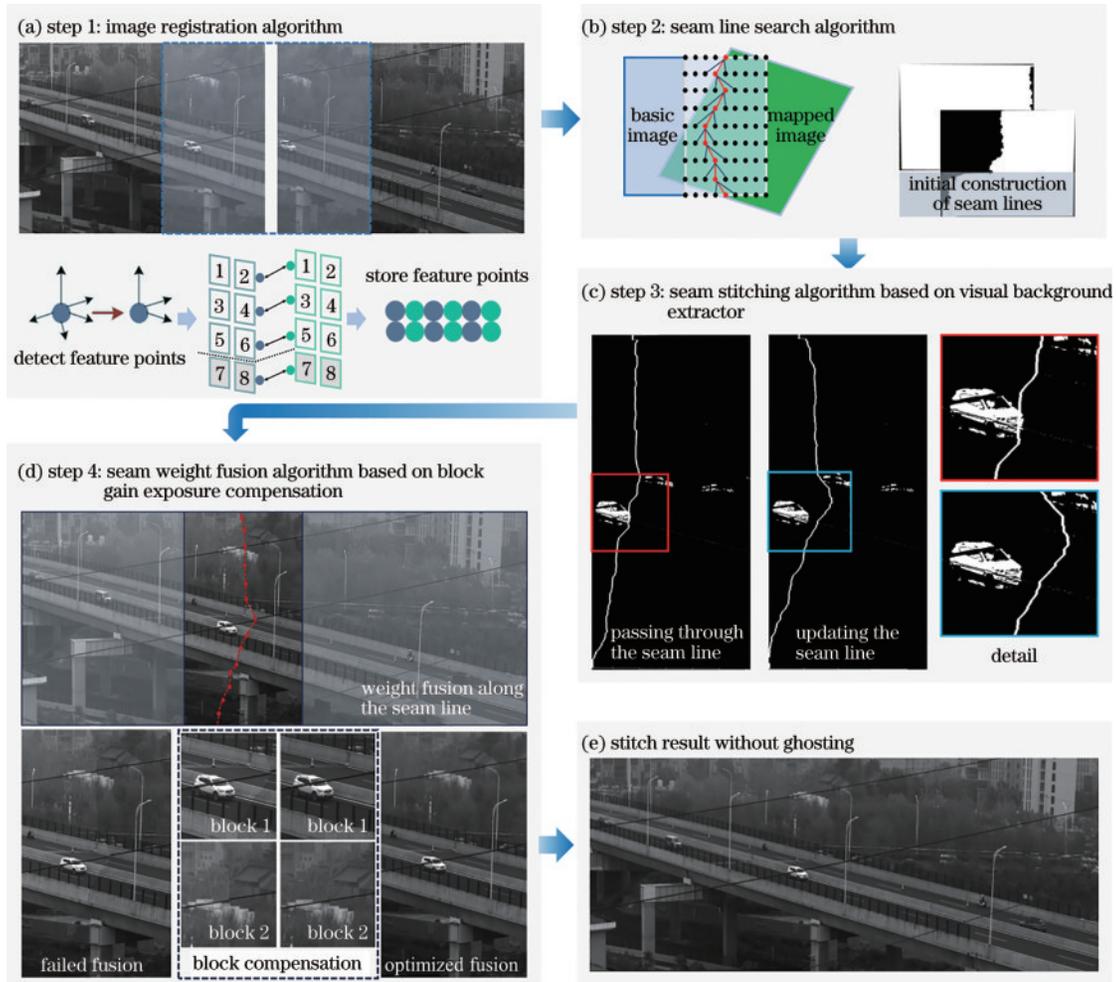


图 2 接缝线融合方法。(a)图像配准算法;(b)接缝线搜索算法;(c)基于 VIBE 运动目标检测的接缝线算法;(d)基于分块增益曝光补偿的接缝线权重融合算法;(e)无鬼影拼接结果

Fig. 2 Seam fusion method. (a) Image registration algorithm; (b) seam line search algorithm; (c) seam stitching algorithm based on visual background extractor; (d) seam weight fusion algorithm based on block gain exposure compensation; (e) stitch result without ghosting

颜色差异值 $E_{color}(x, y)$ 、结构差异值 $E_{geometry}(x, y)$ 可分别表示为

$$\begin{cases} E_{color}(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \\ E_{geometry}(x, y) = A_1 \times A_2 = D_{diff}[I_1(x, y), I_2(x, y)] \end{cases} \quad (5)$$

利用 VIBE 算法建立背景图像并差分提取, 可以获得运动目标的坐标集。令左图运动目标像素点的坐标集为 P_1 , 右图运动目标像素点的坐标集为 P_2 。那么, 待拼接左图和右图的运动目标检测结果 $E_{difference1}(x, y)$ 、 $E_{difference2}(x, y)$ 可表示为

$$\begin{cases} E_{difference1}(x, y) = \begin{cases} 1, (x, y) \in P_1 \\ 0, (x, y) \notin P_1 \end{cases} \\ E_{difference2}(x, y) = \begin{cases} 1, (x, y) \in P_2 \\ 0, (x, y) \notin P_2 \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

根据上述公式, 运动目标检测项 $E_{difference}(x, y)$ 表

示为

$$E_{difference}(x, y) = E_{difference1}(x, y) + E_{difference2}(x, y) \quad (7)$$

2) 改进接缝线的搜索准则

对于图像映射变换后存在上下位移的图像来说, 重叠区域上下部分会产生黑色的边缘, 由于黑色边缘部分像素点并不包含图像的信息量, 如果只是从第一行开始遍历能量函数的话, 那么其能量函数会错误地影响接缝线像素点的判断, 而之后的接缝线是沿着前面判断好的像素点进行遍历求解, 这就造成了接缝线并非一定是最优的接缝线, 因此需要扩大接缝线像素点的查找范围, 本文提出了一种改进的能量函数判断准则:

①取重叠区域的第一行每一个像素点作为第一个搜索点, 对应多条接缝线, 计算每个像素点的能量函数值, 作为接缝线的初始能量函数值。

②计算当前行的所有像素点的能量函数值, 统计最小的能量函数值所在的像素点的坐标。寻找下一个

搜索点,提取当前搜索点的下一行正下方、正下方左侧和正下方右侧的像素点的能量值,比较取最小能量值的像素点,即为接缝线扩展方向,更新接缝线的能量函数值为下一个搜索点的能量函数值,并将当前搜索点更新为下一个搜索点,直到重叠区域的最后一行,统计该接缝线的能量函数总和 E_{all} 。

③比较接缝线每行像素点能量函数的值,以最小值的像素点为搜索点对接缝线进行重新扩展。如果最小值的像素点不处于第一行,那么沿着搜索点的上一行正上方、正上方左侧和正上方右侧向上进行接缝线扩展,直到完成接缝线的遍历搜索,统计该接缝线的能量函数总和 $E_i, i = 1, \dots, m$ 。 m 表示需要重新扩展的接缝线总数。

④在求得沿着所有像素点搜寻的接缝线后,统计所有接缝线总的能量函数值,最小能量函数值的接缝线为最佳接缝线。最佳接缝线能量函数 E_{best} 的表达式为

$$E_{best} = \min(E_{all}, E_1, \dots, E_m) \quad (8)$$

3) 接缝线的更新准则

对于多帧动态图像拼接来说,并非每一帧图像都包含大量的运动目标,这些运动目标也不一定会穿过接缝线,因此接缝线并不需要一直反复查找。本文根据多帧重叠区域部分的像素值差异和接缝线上的运动目标数量设计了如下的接缝线判断准则:

$$T(x, y) = k_1(I_1 - I_2) + k_2 E_{difference}(x, y), \quad (9)$$

式中: $T(x, y)$ 表示阈值函数; I_1, I_2 分别表示待拼接左图和右图的重叠区域部分的像素和; k_1, k_2 表示权重函数,根据运动目标的数量来确定 k_1, k_2 取值的分配。

4) 改进的权重融合方法

简单加权融合法虽然简单高效,但是容易产生错位、鬼影等融合错误。本文基于最佳接缝线结合加权融合法,对权重进行了改进,权重公式为

$$W_1 = \frac{x_l - x_n}{x_l - x_r}, W_2 = 1 - W_1 = \frac{x_n - x_r}{x_l - x_r}, \quad (10)$$

式中: x_n 表示当前像素点的横坐标; x_l 和 x_r 分别表示最佳接缝线外接矩形左边界和右边界的横坐标; W_1, W_2 分别表示待拼接左图和右图融合的权重。如果待融合的图像之间存在较大的曝光差异,那么此时改进的加权融合思路便会失效,如图 2 所示。本文利用分块曝光增益补偿的方法来改善这种错误,以接缝线所在的像素点周围组成的矩形方块,矩形方块边长的经验值为 32。分别统计待拼接图像所在矩形区域灰度值的总和,并求灰度值总和的比值,如果比值大于 1.5 或者小于 0.5,那么便认为图像的灰度值差异过大,对待拼接图像采用沿着接缝线的分块曝光增益补偿法,增益补偿的求解公式为

$$e = \frac{1}{2} \sum_{a=1}^{n_{pic}} \sum_{b=1}^{n_{pic}} N_{all} \left[\frac{(g_a I_a - g_b I_b)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(1 - g_a)^2}{\sigma_2^2} \right], \quad (11)$$

式中: e 表示增益补偿的误差; n_{pic} 表示图像的数量; g_a 和 g_b 为待拼接左图像 a 和右图像 b 的增益系数; I_a 表示图像 a 在重叠部分的强度平均值; I_b 表示图像 b 在重叠部分的强度平均值; N_{all} 表示待拼接左图和右图重叠区域像素点的数量; σ_1 和 σ_2 分别表示误差和增益的标准差, σ_1 的经验值为 10, σ_2 的经验值为 0.1。通过对 e 求导,得到导数值为 0 对应的 g_a 和 g_b 的值,该值分别乘以图像 a 和图像 b 所有像素点的像素值,可以减小待融合图像的曝光差异,从而降低权重值,完成拼接图像的平滑过渡。

3 实验与分析

本文搭建的多孔径复眼相机阵列系统结构如图 3 所示,采用 25 个相同的探测器(分辨率为 1296 pixel × 966 pixel,传感器尺寸为 1/3 inch(1 inch=2.54 cm),成像帧速率为 30 frame/s)配备 25 mm 成像镜头(水平视场角均为 19.4°,垂直视场角均为 14.6°)。系统环境为 Windows10 操作系统, Intel(R) Core(TM) i7 11800H CPU 2.30 GHz, GTX3070, 内存为 16GB。本文算法均

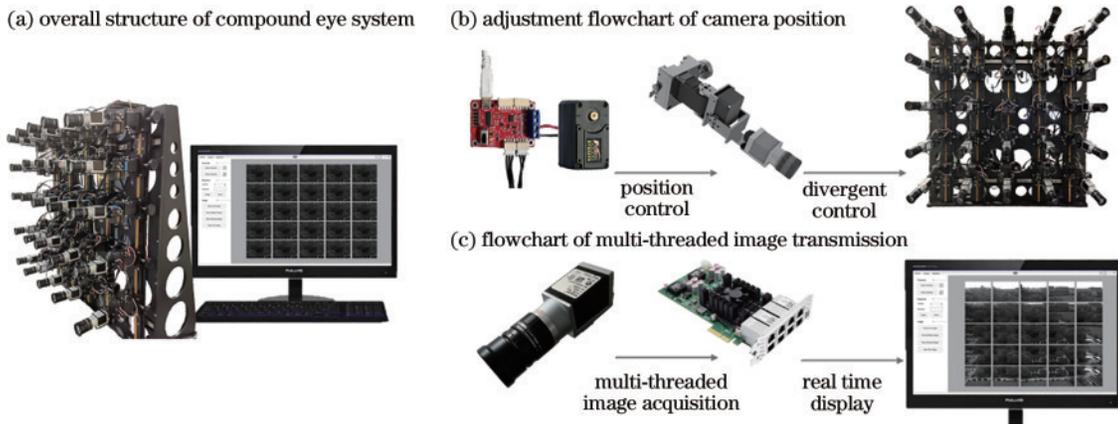


图 3 多孔径复眼相机阵列系统示意图。(a)系统整体结构图;(b)相机位置调节流程图;(c)多线程图像传输流程图
Fig. 3 Multi-aperture compound eye camera array system. (a) Overall structure of system; (b) adjustment flowchart of camera position; (c) flowchart of multi-threaded image transmission

部署在 VS2019 上并开发配套的全景拼接软件,结合后端算法处理完成多孔径复眼相机阵列的动态拼接重建。

本文将基于 CUDA 加速的 SURF 算法和传统的 SURF 算法进行了实验比较,采用开发平台为 Visual Studio,开发工具为开放源代码计算机视觉库 (OpenCV),利用筛选过的最优匹配对与每组图片特征点匹配对的比值来比较配准精度的差异,计算公式为

$$R_{\text{reg}} = \frac{P_{\text{sel}}}{P_{\text{Fea}}} \times 100\%, \quad (12)$$

表 1 配准性能比较

Table 1 Registration performance comparison

Resolution / (pixel×pixel)	Registration rate / %		Running time / s	
	Traditional method	Proposed method	Traditional method	Proposed method
1920×1080	80.96	94.12	0.87	0.21
2560×1440	79.68	94.08	1.72	0.25
3840×2160	77.60	95.00	3.26	0.37
5780×2890	80.10	94.28	6.00	0.64
7680×4320	80.97	93.93	8.66	0.85
10240×5760	77.97	93.88	13.46	1.18

为了进一步验证算法的有效性,将本文方法与简单加权融合法、拉普拉斯融合法和传统接缝线融合法的拼接结果进行对比,如图 4 所示。拉普拉斯融合法和简单加权融合法在处理运动目标时产生了伪影问题,而基于

颜色差异和结构差异的传统接缝线拼接方法导致了图像错位。相比之下,本文基于运动目标检测的融合方法克服了这些缺陷。表 2 给出了盲/无参考图像空间质量评估指标 (BRISQUE)、分类边缘图像质量指标

如表 1 所示,本文对不同分辨率的图像进行配准实验。本文算法对于采集图像 (10240 pixel×5760 pixel) 的配准率为 93.88%,相较于传统 SURF 算法提升了 15.91%,同时配准时间减少了 91.23%。这表明本文方法可以实现精确、快速的配准。

颜色差异和结构差异的传统接缝线拼接方法导致了图像错位。相比之下,本文基于运动目标检测的融合方法克服了这些缺陷。表 2 给出了盲/无参考图像空间质量评估指标 (BRISQUE)、分类边缘图像质量指标

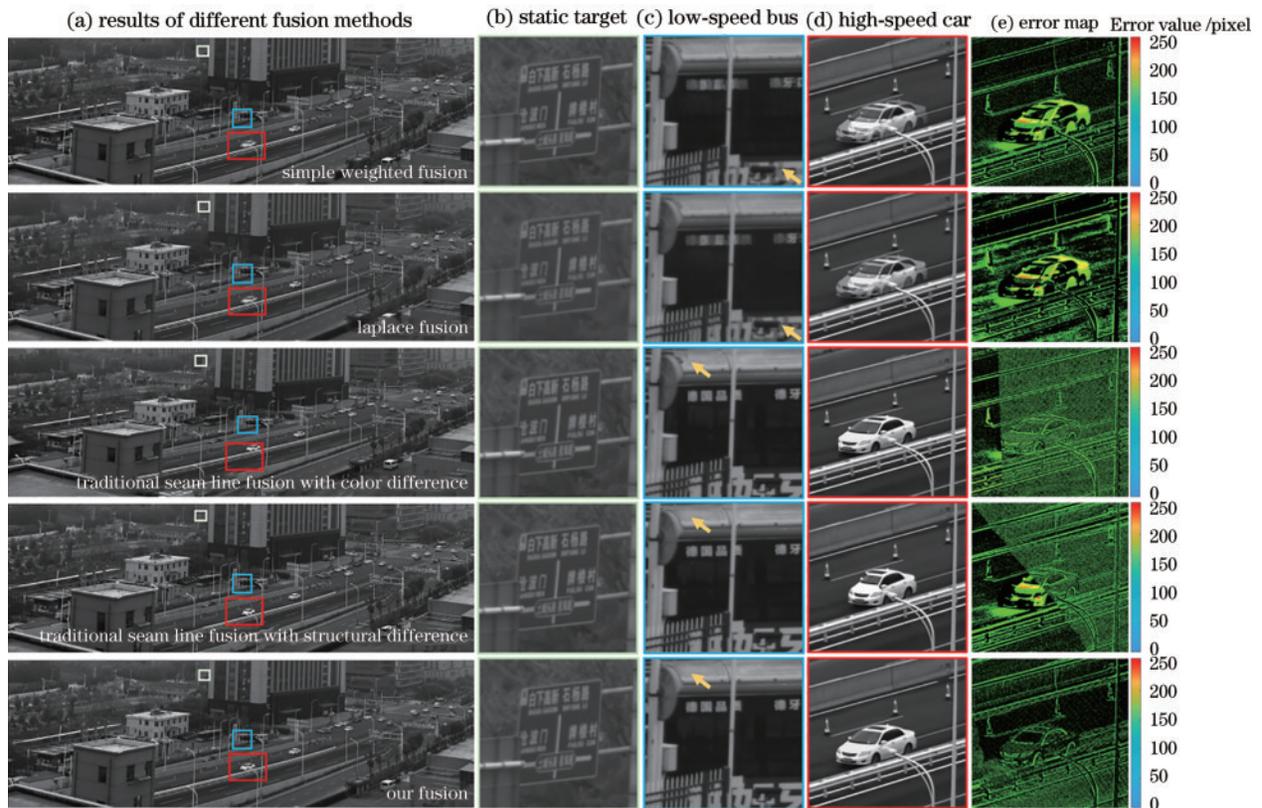


图 4 融合结果对比图。(a)不同融合方法的结果图;(b)静态目标图像;(c)低速运动的大巴;(d)高速运动的小轿车;(e)误差图像
Fig. 4 Comparison of fusion results. (a) Results of different fusion methods; (b) static target; (c) low-speed bus; (d) high-speed car; (e) error map

(CEIQ)、基于图像熵的无参考图像质量评估指标(ENIQA)、自然图像质量评估指标(NIQE)、基于感知的图像质量评估指标(PIQE)和运行时间的值。相较于传

统接缝线融合方法,本文融合算法的BRISQUE值下降了1.96,PIQE值下降了1.85,ENIQA值下降了0.02,运行时间减少了0.11 s,证明了本文融合算法的有效性。

表2 拼接效果评价和运行时间

Table 2 Evaluation of splicing effect and running time

Method	BRISQUE	CEIQ	ENIQA	NIQE	PIQE	Running time/s
Simple weighted fusion	31.63	2.96	0.41	2.79	41.16	0.13
Laplace fusion	51.46	2.95	0.49	4.2	62.73	1.64
Traditional seam fusion with color difference	29.51	2.99	0.41	2.72	38.72	0.16
Traditional seam fusion with structural difference	31.5	2.98	0.42	2.8	40.64	0.16
Our fusion	27.55	2.97	0.39	2.69	36.87	0.05

为了进一步验证本文接缝线更新准则的有效性,对多帧图像进行接缝线更新实验,如图5所示。如果接缝线恰好穿过了运动目标,由于多摄像机拍摄时延等因素,接缝线两侧的不同运动目标可能会出现不一致的部分,这导致了接缝线融合结果中会出现明显的

错位问题,如图5(d)所示。本文将运动目标的信息纳入到接缝线的判断准则中,通过考虑运动目标的接缝线能量函数,计算出新的接缝线路径,使得接缝线避开了运动目标所在的区域,从而解决了上述问题,实现了多帧运动图像的精确融合。

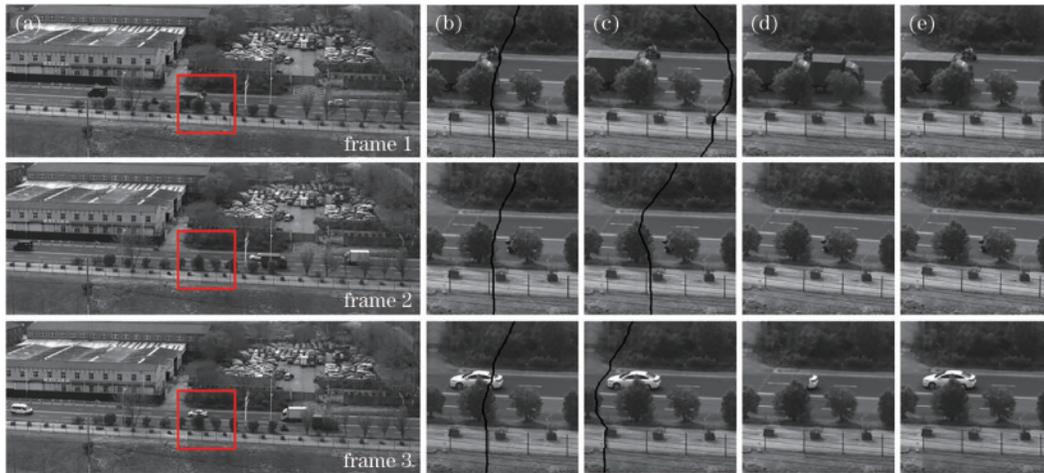


图5 接缝线更新比较。(a)多帧拼接图像;(b)基于运动目标检测的接缝线示意图;(c)接缝线更新结果;(d)接缝线融合结果;(e)更新后的接缝线融合结果

Fig. 5 Comparison of seam line updating. (a) Multi-frame stitching results; (b) schematic of seam line based on visual background extractor; (c) updated seam line results; (d) seam line fusion results; (e) updated seam line fusion results

本文系统合成的动态全景图如图6所示,整体横向视场角为 90° ,纵向视场角为 35° 。图6(a)为多运动目标区域,图6(b)为高速运动目标区域,图6(a1)~(a3)为连续三帧多运动目标图像,图6(b1)~(b3)为连续三帧高速运动目标图像,图6(c1)~(c3)为局部放大图像。多帧平均拼接时间为0.08 s,帧速率为13 frame/s,实现了交互帧成像,相较于传统的非CUDA加速的SURF拼接算法(运行时间为28 s)减少了99.7%。从实验结果可以分析得出,搭建的多孔径复眼相机阵列成像系统可实现对多帧运动目标和高速运动目标的无伪影、错位的重建。

4 结 论

本文提出的多孔径复眼相机阵列动态全景图像合

成技术,通过在接缝线的能量函数中引入基于VIBE算法的运动目标检测项,建立相应的接缝线更新准则,并使用分块增益补偿算法进一步优化了融合权重,解决了大视场动态拼接中常见的错位和伪影问题。与传统的接缝线算法相比,提出的方法在BRISQUE、PIQE和ENIQA三个评价指标上分别实现了1.96、1.85和0.02的优化降低。针对复眼阵列系统大数据运算问题,通过采用异构计算模式,充分发挥CPU与GPU的协同效能,提出基于CUDA加速的SURF配准算法,结合关键帧提取算法,将图像的配准精度提升了15.91%,配准时间缩短了91.23%。基于上述算法创新,搭建 5×5 多孔径复眼相机阵列系统,实现横向视场角 90° 的广域图像合成,支持交互帧速率成像。未来,可通过开展SURF多尺度特征关联优化处理并引

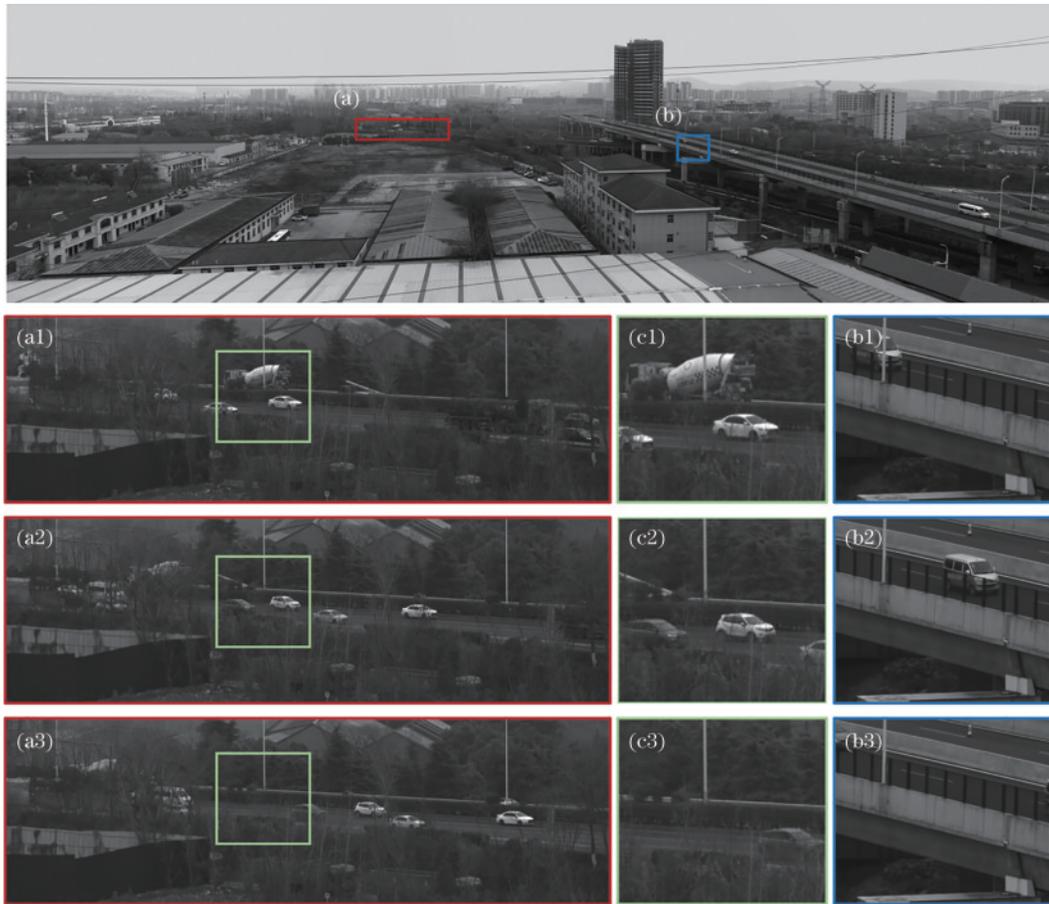


图 6 多帧拼接结果图。(a)多运动目标区域;(b)高速运动目标区域;(a1)~(a3)连续三帧多运动目标图像;(b1)~(b3)连续三帧高速运动目标图像;(c1)~(c3)连续三帧多运动目标图像局部放大图

Fig. 6 Results of multi-frame stitching. (a) Multi motion target areas; (b) high speed moving target areas; (a1)~(a3) three consecutive frames of multiple moving target images; (b1)~(b3) three consecutive frames of high-speed moving target images; (c1)~(c3) three consecutive frames of partial enlarged image of multiple moving objects

入高性能计算设备,提升并行计算重建性能,为实时监控、视频分析等领域提供更为稳定和精准的动态全景图像重建解决方案。

参 考 文 献

- [1] 左超, 陈钱. 分辨率、超分辨率与空间带宽积拓展——从计算光学成像角度的一些思考[J]. 中国光学, 2022, 15(6): 1105-1166.
Zuo C, Chen Q. Resolution, super-resolution and spatial bandwidth product expansion——some thoughts from the perspective of computational optical imaging[J]. Chinese Optics, 2022, 15(6): 1105-1166.
- [2] 左超, 陈钱. 计算光学成像: 何来, 何处, 何去, 何从?[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(2): 20220110.
Zuo C, Chen Q. Computational optical imaging: an overview[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(2): 20220110.
- [3] 李晟, 王博文, 管海涛, 等. 远场合成孔径计算光学成像技术: 文献综述与最新进展[J]. 光电工程, 2023, 50(10): 230090.
Li S, Wang B W, Guan H T, et al. Far-field computational optical imaging techniques based on synthetic aperture: a review[J]. Opto-Electronic Engineering, 2023, 50(10): 230090.
- [4] 方璐, 戴琼海. 计算光场成像[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111001.
Fang L, Dai Q H. Computational light field imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111001.
- [5] 刘飞, 吴晓琴, 赵琳, 等. 广域高分辨率计算光学成像系统研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(18): 1811001.
Liu F, Wu X Q, Zhao L, et al. Research progress of wide-field and high-resolution computational optical imaging system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(18): 1811001.
- [6] An Q, Chen X J, Wu S S. A novel fast image stitching method based on the combination of SURF and cell[J]. Complexity, 2021, 2021: 9995030.
- [7] Yuan X Y, Fang L, Dai Q H, et al. Multiscale gigapixel video: a cross resolution image matching and warping approach[C]//2017 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), May 12-14, 2017, Stanford, CA, USA. New York: IEEE Press, 2017.
- [8] Huang L Q, Chen C G, Shen H H, et al. Adaptive registration algorithm of color images based on SURF[J].

- Measurement, 2015, 66: 118-124.
- [9] Bakar S A, Jiang X M, Gui X F, et al. [Image stitching for chest digital radiography using the SIFT and SURF feature extraction by RANSAC algorithm](#)[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1624(4): 042023.
- [10] Zhang T, Zhao R, Chen Z S. [Application of migration image registration algorithm based on improved SURF in remote sensing image mosaic](#)[J]. IEEE Access, 2020, 8: 163637-163645.
- [11] Adel E, Elmogy M, Elbakry H M. [Image stitching system based on ORB feature-based technique and compensation blending](#)[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2015, 6(9): 55-62.
- [12] Zhang H R, Shi Z F, Pang K, et al. [A real-time image stitching method based on memory space conversion](#)[C]// 2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), October 14-16, 2015, Shenyang, China. New York: IEEE Press, 2015: 856-860.
- [13] Peng Z Y, Ma Y, Mei X G, et al. [Hyperspectral image stitching via optimal seamline detection](#)[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 5507805.
- [14] Sun J, Zhu H, Xu Z, et al. [Poisson image fusion based on Markov random field fusion model](#)[J]. Information Fusion, 2013, 14(3): 241-254.
- [15] Du B X . [Video image mosaic based on relative orientation and small region fusion](#)[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(1): 220.
- [16] Bavirisetti D P, Dhuli R. [Multi-filtering based edge preserving image fusion technique](#)[J]. International Journal of Services Technology and Management, 2017, 23(4): 275-289.
- [17] Qu Z, Wang T F, An S Q, et al. [Image seamless stitching and straightening based on the image block](#)[J]. IET Image Processing, 2018, 12(8): 1361-1369.
- [18] Yuan X Y, Ji M Q, Wu J M, et al. [A modular hierarchical array camera](#)[J]. Light: Science & Applications, 2021, 10(1): 37.