

基于双目图像的大尺度智能驾驶场景重建

李银国 周中奎 白 羚

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

摘 要 大尺度智能驾驶场景重建能够在车辆驾驶环境中为车辆控制系统反馈周围道路交通的环境信息,并实现环境信息的可视化。目前,现有的三维重建方案主要面向结构化场景,对大尺度非结构化的智能驾驶场景进行三维重建时,在保证一定精度的情况下,难以满足智能驾驶系统所需的实时性。针对这一问题,文中提出了一种基于双目视觉的三维场景重建方法,首先通过优化立体匹配策略来提高立体匹配效率,再提出均匀保距的特征点提取算法 RSD,减少三维点云计算与三角剖分耗时,提高大尺度智能驾驶场景重建的实时性。实验结果证明了该算法的有效性,采用所提算法对大尺度智能驾驶场景进行场景重建可得到良好的重建效果,且能够满足智能驾驶系统对实时性的需求。

关键词 智能驾驶场景重建,双目视觉,特征提取,立体匹配,深度值计算

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Large-scale Automatic Driving Scene Reconstruction Based on Binocular Image

LI Yin-guo ZHOU Zhong-kui BAI Ling

(College of Computer Science and Technology,Chongqing University of Posts & Telecommunications,Chongqing 400065,China)

Abstract The large-scale smart driving scene reconstruction can feedback the surrounding road traffic environment information for the vehicle control system in the vehicle driving environment,and realize the visualization of the environmental information. At present,the existing three-dimensional reconstruction scheme is mainly oriented to the structured scene,and it is difficult to meet the real-time performance required by the smart driving system while ensuring a certain precision which can make when the three-dimensional reconstruction of the large-scale unstructured smart driving scene is performed. In order to solve this problem,a three-dimensional scene reconstruction method based on binocular vision is proposed. Firstly,by optimizing the stereo matching strategy,the stereo matching efficiency is improved,and then the uniform distance feature point extraction algorithm RSD is proposed to reduce the time consumption of 3D point cloud computing and triangulation,and the real-time performance of large-scale smart driving scene reconstruction is improved. The experimental results prove the effectiveness of this algorithm,which can be used to reconstruct the scene of large-scale smart driving scene,and can meet the demand of intelligent driving system in real-time.

Keywords Intelligent driving scene reconstruction,Binocular vision,Feature extraction,Stereo matching,Depth value calculation

1 引言

随着科学技术的进步与工业技术的发展,智能车辆(Intelligent Vehicles,IV)逐渐成为各国汽车产业正向发展的一个重要方向^[1-2],它不仅大幅度提高公路交通效率,节省交通成本,而且能够提高驾驶安全性,保障行车安全。智能车辆的核心技术是智能环境感知,实时、准确的环境感知能力能够为智能车辆控制系统提供有效的控制依据,保障行车安全。因此,对大尺度智能驾驶场景进行三维重建,为车辆控制系统反馈周围道路交通环境信息,实现环境信息的可视化成为了一个亟待解决的需求^[3]。

目前,三维重建技术主要可分为 3 类。一类是以激光扫描仪为代表的主动视觉三维重建技术,其直接利用光学原理对场景或对象进行光学扫描,得到的三维模型精度较高,但该方法重建后的场景没有纹理^[4],且激光扫描仪等光学设备的成本昂贵,不能普遍适用于智能驾驶系统。第二类是以运动恢复结构法(Structure from Motion,SfM)为代表的单目相机三维重建方法^[5],这类方法只使用一个相机,成本低廉,但计算冗杂,因此实时性难以满足需求^[6],且重建效果与环境信息密切相关,难以得到广泛应用。第三类则是基于双目视觉的三维重建方法,该类方法直接模拟人类双眼,利用立体视觉原理从二维图像中获取三维信息,适应多种光照环境,无需人为设置辐射源,可进行自动、在线、非接触性检测,具有灵活性高、速度快、精度高、成本低等优点^[5],适用于大尺度智能驾驶场景重建。

基于双目视觉的三维重建技术虽然具有诸多优点,但传

本文受重庆市人工智能技术创新重大主题专项项目(cstc2017rgzn-zdyfX0039),重庆市重点产业共性关键技术创新专项(cstc2017zdcy-zdyfX0004),重庆市研究生科研创新项目(CYB18165)资助。

李银国(1955—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能控制理论及应用、模式识别技术、汽车电子控制系统;周中奎(1993—),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉、智能车环境感知(通信作者)。

统方法应用于大尺度智能驾驶场景重建中时仍存在立体匹配计算冗杂、实时性不高、场景信息直接影响重建效果等缺陷和不足, 对大尺度非结构化的智能驾驶场景进行三维重建时, 难以满足智能驾驶系统所需的实时性。

本文针对传统基于双目视觉的三维重建技术存在的缺陷和不足, 提出了一种满足智能驾驶系统所需实时性的三维场景重建方法。首先针对大尺度智能驾驶场景环境信息复杂、图像纹理不一的特点, 提出了一种高效的立体匹配策略, 提高了立体匹配的实时性; 然后提出深度值计算中的特征点二次提取的优化算法; 最后运用三角剖分与纹理映射算法, 实现了大尺度智能驾驶场景重建。本文算法采用目前国际上应用最广的智能驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集-KITTI 进行实验分析, 实验结果证明了本文算法的有效性, 采用本文算法对大尺度智能驾驶场景进行场景重建可得到良好的重建效果, 且实时性能够满足智能驾驶系统的需求。

2 三维场景重建

三维场景重建是根据二维图像信息获取场景的空间三维信息并实现可视化的过程。如图 1 所示, 本文通过立体匹配、深度值计算、三角剖分、纹理映射等步骤来实现大尺度智能驾驶场景的三维重建。

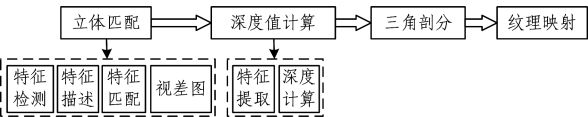


图 1 三维场景重建步骤

2.1 特征量化匹配点对策略

立体匹配是双目视觉技术研究中至关重要的组成, 是三维重建主要的前期工作^[7], 其通过双目相机所采集的左右图像对来提取特征, 并利用匹配算法得到对应的特征匹配点对, 最后根据立体像对上对应特征位置的同名像点的像素差生成视差图。目前, 立体匹配根据特征类型可分为区域匹配^[8]、相位匹配以及特征匹配三大类^[9]。区域匹配利用特征向量进行匹配, 该类方法计算量大、匹配效率不高且易出现误匹配^[7]。相位匹配使用相位信息作为基元, 误匹配率低, 但相位偏差等问题对匹配精度存在巨大的影响, 且匹配计算量较大^[10], 不能满足智能驾驶实时性的需求。特征匹配根据角点、轮廓等特征属性进行匹配, 其抗干扰能力强、计算量小、实时性高, 虽然特征的稀疏性使特征匹配不会形成完整的视差场, 但对大尺度智能驾驶场景的影响较小, 其匹配精度和实时性能够基本满足智能驾驶系统的需求。

基于特征匹配的匹配算法需要完成特征检测、特征描述以及特征匹配 3 个过程。特征检测算法大多集中于角点检测 (Features from Accelerated Segment Test, FAST)^[11]、Harris 角点检测^[12]、SIFT 算法^[13]、SURF 算法^[14]、ORB 算法^[15]等。由于车辆系统需要对整个大尺度的场景进行匹配重建, 通过计算量与匹配正确率的综合评价, 本文提出 FAST 角点检测 + SURF 特征描述子 + 快速近似最近邻查找 (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors, FLANN) 匹配算法这一提取特征量化匹配点对的组合方式。通过实验证明, 对于环境信息复杂、图像纹理不一的大尺度智能驾驶场景, 利用 FAST 角点检测、SURF 特征描述子、FLANN 匹配算法提取特征量

化匹配点对的组合方式在效率与精度上能够达到智能驾驶系统的需求。

FAST 角点检测算法是 2006 年由 Rosen 等提出的基于像素搜索的特征检测算法, 是目前公认的快速角点检测算法之一。FAST 角点检测算法利用实例点与周围像素点间灰度值的大小差异以及灰度梯度来确定特征点的坐标与方向, 过程简单, 具有较好的实时性, 而且能够很好地适应外部环境, 对噪声有很好的鲁棒性, 适合于大尺度智能驾驶场景的特征检测。FAST 角点检测算法主要分为两步。

(1) 设定阈值 t , 根据式 (1) 对检测点 s 固定半径圆上的 q 个像素的灰度值进行对比, 若有连续的 n (n 为预设值) 个像素点令 $S_{p-s} = 1$ 或 $S_{p-s} = 2$, 则检测点 s 是角点。

$$S_{p-s} = \begin{cases} 1, & I_p - I_s > t \\ 0, & |I_p - I_s| \leq t \\ 2, & I_p - I_s < -t \end{cases} \tag{1}$$

其中, I_p 为 s 点固定半径圆上任意一像素点的灰度值, I_s 为 s 点的灰度值。

(2) 利用式 (2) 的响应函数, 对角点进行非极大值抑制。利用得分值大小, 剔除实例点领域内的非极大值角点, 保留角点即为特征点。

$$V = \text{Max} \begin{cases} \sum_{p=1}^q (I_p - I_s), & I_p - I_s > t \\ \sum_{p=1}^q (I_s - I_p), & I_p - I_s \leq t \end{cases} \tag{2}$$

FLANN 匹配算法是 Muja 等于 2009 年提出的基于 K 均值树或 KD-TREE 搜索操作的特征快速匹配算法^[16], 其核心是利用式 (3) 所示的欧氏距离寻找实例的最近邻点, 算法不受局部敏感哈希影响, 具有较好的匹配效果和实时性。

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \tag{3}$$

2.2 RSD 特征提取算法

深度值的计算是求取空间三维点集^[17]的过程, 其包括特征点选取与深度值计算两部分。智能驾驶系统一般都采用平行双目结构, 其深度值测量原理如图 2、图 3 所示^[18]。

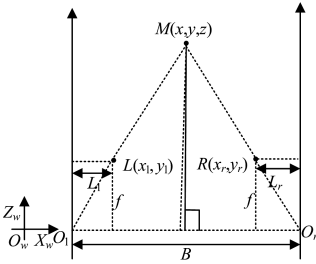


图 2 深度值计算平面示意图

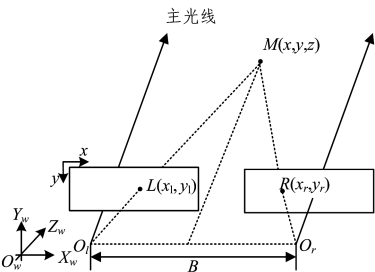


图 3 深度值计算

假设空间中的一点 M 在左右相机中的投影点分别记为

$L(x_l, y_l)$ 与 $R(x_r, y_r)$, O_l 和 O_r 分别表示左右相机的光学透视中心,基线(O_l 与 O_r 的连线)长度记为 B ,以左相机光学透视中心为原点建立世界坐标系(见图 2)。对于平行配置的双目结构,左右相机的主光线相互平行,左右两相机坐标系的 X 轴重合,且 $y_l = y_r$,则视差 d 只存在于 x 方向。假设 M 的三维坐标为 (x, y, z) ,根据 XOZ 平面的示意图(见图 2),结合三角形相似原理可得式(4):

$$\frac{f}{z} = \frac{L_l}{B/2+x} = \frac{L_r}{B/2-x} \tag{4}$$

其中, f 为相机的焦距, d 为视差。

视差 d 可表示为:

$$d = L_l - L_r \tag{5}$$

由式(4)、式(5)可得 M 点的深度 z :

$$z = \frac{B \cdot f}{L_l - L_r} = \frac{B \cdot f}{d} \tag{6}$$

根据图 2 与式(6)可得 M 的空间坐标为:

$$\begin{cases} x = \frac{B \cdot x_l}{x_r - x_l} \\ y = \frac{B \cdot y_l}{x_r - x_l} \\ z = \frac{B \cdot f}{x_r - x_l} \end{cases} \tag{7}$$

上述的求解过程可得到空间中某点的三维坐标,为满足智能驾驶系统对大尺度智能驾驶场景重建的精度与效率的需求,需要考虑提取特征点集的分布,再计算特征点的三维坐标,从而形成三维点云。特征点的分布与场景环境信息密切相关,并且智能驾驶场景图像环境信息复杂、图像纹理分布不一、特征点疏密分布不均都会影响后续大尺度场景纹理映射的精度和效率。因此,在深度值计算前应按照以下几点对大尺度智能驾驶场景提取特征点。首先特征点应在深度信息变化大的区域提取,其次特征点不能过于密集,最后对于深度变化微弱的区域应提取部分特征点^[19]。综合这些要点,本文提出了一种区域限制条件下的均匀保距的特征点提取算法(Regional restrictions based Symmetrical Distance preserved strategy of detection, RSD),该算法的步骤如下:

- (1) 设定提取特征点数 N 、深度变化大的特征点数 U 、相邻特征点间最短欧氏距离 L 。
- (2) 输入立体匹配后的视差图 P 。
- (3) 遍历图 P 获取视差图梯度值最大点 T_1 , 选取该点为特征点。
- (4) 在 P 中将 T_1 点半径为 L 的周围区域的梯度置零。
- (5) 重复步骤 3 和步骤 4, 直至选取的特征点数不小于 U 。
- (6) 从像素坐标为 (L, L) 开始以从左到右、从上到下的方式遍历视差图 P 梯度值不为零的区域。若某点的上下左右 4 个方向距离为 L 的像素点的梯度值都不为零,则选取该点为特征点,并记为 T_2 。
- (7) 将 T_2 点半径为 L 的周围区域的梯度置零。
- (8) 重复步骤 6 和步骤 7, 直至选取的特征点数为 N 或图 P 的梯度值全为零。

RSD 算法的流程如图 4 所示。RSD 特征提取算法使特征点分布不至于过密,不仅在细节较多的区域提取到较多的特征点,在深度变化微弱的区域也提取到部分特征点。这使得特征点集更加合理,以致三维重建的效果更加真实。

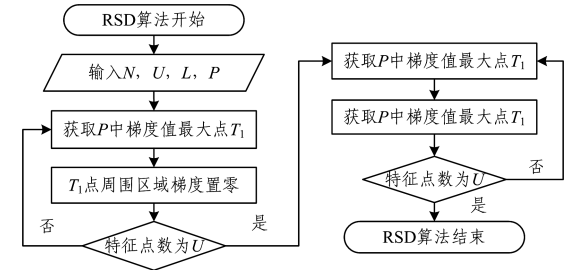


图 4 RSD 算法流程图

2.3 三角剖分与纹理映射

通过深度值的计算获取了特征点的空间信息,但这些特征点都是散乱地分布在三维空间中,若要完成三维场景的重建还需要将这些散乱的三维点搭成立体网状骨架模型。为了完成这一过程,本文结合 Delaunay 三角剖分算法与分治算法^[20],将要处理的点集合分成若干子点集,根据 Delaunay 三角剖分算法对各子点集进行三角剖分,将各子点集进行合并,对子点集边界进行三角剖分和优化。

纹理映射是将图像的二维像素坐标映射到空间三维坐标的过程^[21]。三角剖分形成的立体网状骨架模型还不能使场景中的物体具有真实感,不能实现对场景的逼真展示。纹理映射将纹理从二维图像中提取出来,并映射到立体网状骨架模型上,从而恢复表面的真实纹理,得到场景的真实三维模型。

3 实验结果与分析

本文采用的数据集为目前国际上最具挑战的智能驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集——KITTI 数据集。实验平台为 Microsoft Visual Studio 2015, 计算机配置为: Intel i7-8700 处理器、GTX980 显卡、16G 内存。

3.1 立体匹配实验

本文使用 KITTI 数据集集中的 100 组图像对对目前常用的特征检测算法与特征匹配算法进行了实验对比,实验结果如表 1、表 2 所列。

表 1 各特征检测算法的性能对比

算法	平均每组图像对检测的特征点数/个	每组图像对特征点检测平均耗时/ms
SIFT	3779.65	2044
SURF	805	182
ORB	500	33
Shi-Tomasi	922	58
Harris	500	341
STAR	643	48
FAST-30	10624	14
FAST-40	6950	8
FAST-50	4828	6
FAST-60	3672	4

表 2 部分特征提取算法 FLANN 匹配性能对比

算法	匹配成功率/%	平均匹配时间/ms
ORB	42	17.9
SURF	94.8	298.3
SIFT	96.6	717.4
FAST+SURF	86	25.3

表 1 列出了各特征检测算法的性能,其中 FAST-30, FAST-40, FAST-50, FAST-60 表示 FAST 算法中的阈值分别设置为 30, 40, 50, 60。从表 1 中的数据可以看出,FAST 算法

在进行大尺度智能驾驶场景的特征检测时不仅平均时间远远低于另外 6 种算法,而且检测的特征点数也多于其他 6 种算法。图 5 是部分特征提取算法提取特征后,通过 FLANN 匹配算法进行特征匹配的实验结果图。图 5(a)一图 5(c)分别是 ORB 算法、SURF 算法、IFT 算法提取的图像特征采用 FLANN 匹配的结果图;图 5(d)是 FAST 算法提取的图像特征,利用 SURF 特征描述算法对获得的特征点进行描述,再采用 FLANN 匹配的结果图。表 2 列出了部分特征提取算法匹配性能。从表中可以看出,本文提出的 FAST 角点检测+ SURF 特征描述子+ FLANN 匹配算法这一提取特征量化匹配点对的组合方式,在处理大尺度智能驾驶场景特征匹配时匹配实时性较 ORB 算法稍慢,但其匹配成功率远高于 ORB 算法;与 SURF 和 SIFT 算法相比,本文提出的组合方式匹配成功率较低,但实时性远高于这两种算法。

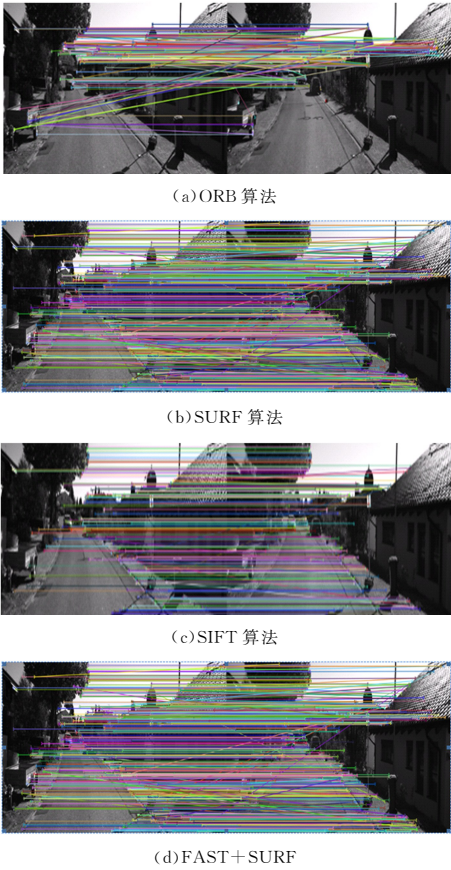


图 5 部分特征提取算法 FLANN 匹配实验结果对比

3.2 深度值计算中特征点提取实验结果

图 6 为 KITTI 数据集的双目相机采集的一组图像对。根据本文提出的采用 FAST 角点检测、SURF 特征描述子与 FLANN 匹配算法,并结合舍弃距离过近的特征点的策略进行立体匹配,再提取特征计算深度值。

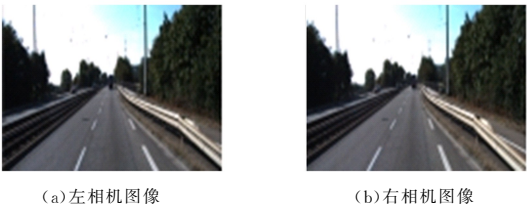


图 6 图像对原图

征点集中于梯度变化大的区域,即原图中的车辆、路沿以及道路两旁的区域。对于梯度变化小的区域并未提取特征点,造成该区域三维信息的丢失,即图 7(a)中的左下侧区域。图 7(b)给出了本文特征点提取方法下的特征点检测结果,其在深度变化较小区域选取部分特征点,避免了该部分区域深度丢失,使场景重建后的效果更加真实。

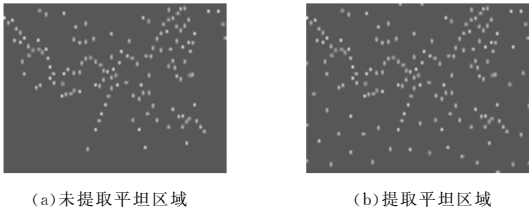


图 7 特征点提取结果图

图 8(a)是未提取平坦区域特征点三维场景重建后的效果图,图 8(b)与图 8(c)是本文 RSD 算法三维场景重建后的效果图。图 8(a)因部分区域未提取到特征点,丢失了三维信息,重建后的效果较图 8(b)差。从图中可以看出,利用本文算法对大尺度智能驾驶场景进行重建的效果较好,具有较为真实的效果。

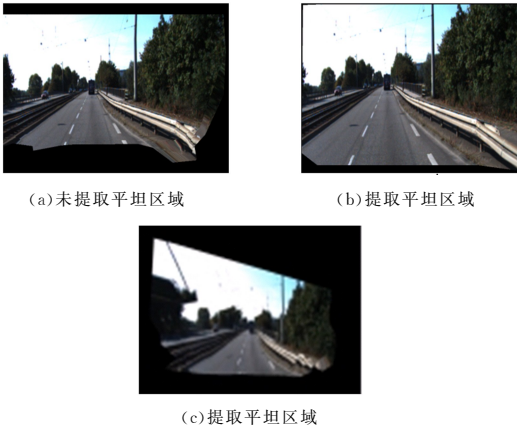


图 8 场景重建效果图

本文使用了 KITTI 数据集的 100 组图像对进行实时性检测,实验结果如表 3 所列,表中的结果是并行加速处理后的平均时间。可以看出,本文算法对驾驶场景进行三维重建的实时性较传统三维重建技术有较大的改善,基本能满足智能驾驶系统对实时性的要求。

表 3 三维场景重建算法实时性检测结果

三维场景重建环节	本文算法/ms
立体匹配	27.12
三维点云计算	5.13
三角剖分与纹理映射	15.569

结束语 本文针对大尺度智能驾驶场景的三维重建对精度与实时性的要求,提出了一种满足智能驾驶系统所需实时性的三维场景重建方法。在图像完成立体矫正的基础上,使用 FAST 角点检测+ SURF 特征描述子+ FLANN 匹配算法的特征量化匹配点对策略,得到视差图,提出 RSD 算法调整特征点分布,避免平坦区域三维信息丢失,使重建效果更真实,且提升重建效率。实验证明,本文方法弥补了传统三维场景重建技术在大尺度智能驾驶场景重建实时性方面的不足。本文提出的算法具有较强的实时性与鲁棒性,重建后的效果

(下转第 259 页)

图 7(a)是未提取平坦区域特征点的检测情况,图中的特

ligence (PAMI), 2004, 26(7): 892-899.

[11] WU F C, HU Z Y, ZHU J. Camera Calibration with Moving One-dimensional Objects [J]. Pattern, V12(7): 465-484.

[12] WANG L, WU F C, HU Z Y. Multi-Camera Calibration with One-dimensional Objects under General Motions [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 2007: 1-7.

[13] SUN Q, XU D. Coverage performance analysis of multi-camera networks based on observing reliability model [C] // Optik. 2014: 2220-2224.

[14] FAUGERAS O D, LUONG Q T, MAYBANK S. Camera Self-Calibration: Theory and Experiments [C] // European Conference on Computer Vision (ECCV). 1992: 321-334.

[15] MAYBANK S J, FAUGERAS O D. A Theory of Self-Calibration of a Moving Camera [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV), 1992, 8(2): 123-152.

[16] HEYDEN A, ASTROM K. Euclidean Reconstruction from Image Sequences with Varying and Unknown Focal Length and Principal Point [C]// International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 1997: 438-443.

[17] POLLEYFEYS M, KOCH R, GOOL L V. Self-Calibration and Metric Reconstruction in Spite of Varying and Unknown Internal Camera Parameters [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 1998: 90-95.

[18] UESHIBA T, TOMITA F. Plane-Based Calibration Algorithm for Multi-Camera Systems via Factorization of Homography Matrices [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 2003: 996-973.

[19] AGRAWAL M, DAVIS L. Camera Calibration using Spheres: A Semi-definite Programming Approach [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 2003: 782-791.

[20] VAISH V, WILBURN B, LEVOY M. Using Plane+Parallax for Calibrating Dense Camera Arrays [C]// International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2004: 2-9.

[21] SINHA S, POLLEFEYS M, MCMILLAN L. Camera Network Calibration from Dynamic Silhouettes [C]// International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2004: 195-202.

[22] WANG B, SUN F M. 1-D Camera Calibration Revisited [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(3): 452-456.

[23] SUN Q, XU D. self-calibration of multi-camera networks without feature correspondence between different cameras [J]. Optic, 2014, 125: 3331-3336.

[24] LIU Z, LI F, ZHANG G. An external parameter calibration method for multiple cameras based on laser rangefinder [J]. Measurement, 2014, 47: 954-962.

[25] ZOU J C, TIAN N N. An easy and high-precision camera calibration method based on planar five point [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25: 786-791.

(上接第 254 页)

较好, 适合于大尺度智能驾驶场景的三维场景重建。

参 考 文 献

[1] 谢志萍, 雷莉萍. 智能网联汽车环境感知技术的发展和研究现状 [J]. 成都工业学院学报, 2016, 19(4): 87-92.

[2] 李克强, 戴一凡, 李升波, 等. 智能网联汽车 (ICV) 技术的发展现状及趋势 [J]. 汽车安全与节能学报, 2017, 8(1): 1-14.

[3] ZHANG X Y, GAO H B, GUO M, et al. A study on key technologies of unmanned driving [J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2016, 1(1): 4-13.

[4] 陈辉, 马世伟, Andreas Nuechter. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(5): 1148-1157.

[5] 徐超, 李乔. 基于计算机视觉的三维重建技术综述 [J]. 数字技术与应用, 2017, 1(34): 54-56.

[6] 孙宇阳. 基于单幅图像的三维重建技术综述 [J]. 北方工业大学学报, 2011, 23(1): 9-13.

[7] 黄鹏程, 江剑宇, 杨波. 双目立体视觉的研究现状及进展 [J]. 光学仪器, 2018, 40(4): 81-86.

[8] BAYKANT B, ALAGO Z. Obtaining Depth Maps From Color Images By Region Based Stereo Matching Algorithms [J]. Oncu-Bilim Algorithm And Systems Labs, 2008, 8(4): 122-134.

[9] 何人杰. 双目立体视觉区域局部匹配算法的改进及其实现 [J]. 现代电子技术, 2009, 32(12): 68-70.

[10] 肖志涛, 卢晓方, 耿磊, 等. 基于极线校正的亚像素相位立体匹配方法 [J]. 红外与激光工程, 2014, 43(S1): 225-230.

[11] YU L, ZHANG D R, HOLDEN E J. A fast and fully automatic registration approach based on point features for multi-source remote-sensing images [J]. Computers and Geosciences, 2007, 34(7): 838-848.

[12] HARRIS C, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C] // Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference. Manchester. England: IEEE, 1998: 147-151.

[13] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 92-109.

[14] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up Robust Features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 110(3): 346-359.

[15] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // IEEE International Conference on Computer Vision. 2011: 2564-2571.

[16] MUJAM, LOWE D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision Theory and Applications. Lisbon, Portugal: IEEE Computer Society, 2009: 331-340.

[17] CANDÈS E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1-15.

[18] 吕耀文, 康凯. 基于双目视觉的三维重建和拼接技术研究 [J]. 光电电子技术, 2016, 36(4): 237-241.

[19] 汪神岳, 刘强, 王超然, 等. 基于双目立体相机的室外场景三维重建系统设计 [J]. 计算机测量与控, 2017, 25(11): 137-140.

[20] 谢增广. 平面点集 Delaunay 三角剖分的分治算法 [J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(7): 2652-2658.

[21] 姜翰青, 王博胜, 章国锋, 等. 面向复杂三维场景的高质量纹理映射 [J]. 计算机学报, 2015, 38(12): 2349-2360.