

一种基于深度信息的障碍物检测方法

杨磊¹, 蔡纪源¹, 任衍允¹, 李俄德²

(1. 上海大学 机电工程与自动化学院 上海市电站自动化技术重点实验室, 上海 200072;
2. 大唐陕西府谷能源化工有限责任公司, 陕西 西安 719405)

摘要:为增强室内移动机器人障碍物检测和道路提取能力,文中提出了一种基于深度信息的障碍检测方法。首先对深度数据进行滤波处理,填补缺失的数据;然后将深度图转换为视差图,对视差图进行水平和竖直方向投影直方图统计获得U-V视差图;由V视差图得到初步道路信息,进一步用最小二乘法拟合出完整道路平面。对U-V视差图进行两次最大类间方差法(Otsu法)分割,提取出障碍物主要信息,并根据视差关系得到障碍物在世界坐标系中的位置。实验结果表明,使用Kinect可以有效地对地面障碍物进行检测并提取出道路信息,可为室内移动机器人提供良好的导航信息。

关键词:深度数据;视差图;最小二乘;最大类间方差法;障碍物检测

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0043-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.009

A Method of Obstacle Detection Based on Depth Information

YANG Lei¹, CAI Ji-yuan¹, REN Yan-yun¹, LI E-de²

(1. Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China;
2. Datang Shaanxi Fugu Power Generation Co., Ltd., Xi'an 719405, China)

Abstract: To enhance obstacle detection and road extraction ability of the indoor mobile robot, present an obstacle detection method based on depth information. Firstly, process the depth data by filtering and fill up the missing data. Then transform depth map to disparity map and calculate U-V disparity map by horizontal and vertical direction projection histogram statistics. Based on preliminary road information got by V disparity map, can fit a complete road plane by using the least square method. With twice segmentation of the U-V disparity map by Otsu's method, extract the main information of obstacles and obtain the location of obstacle in the world coordinate according to disparity relationship. Experiments show that Kinect can effectively improve the ability of obstacle detection and road information extraction for indoor mobile robot, and provide good navigation information.

Key words: depth data; disparity map; least squares; Otsu; obstacle detection

0 引言

智能移动机器人在未知环境中的自主导航感知周围环境,这就要求系统能够有效地进行障碍物检测与可行道路提取。传统的障碍物检测使用的传感器主要有红外传感器、超声波传感器、视觉设备和激光雷达等^[1]。其中,超声波反射性强、定向性差,对于复杂多变的环境性能不佳;而3D激光雷达成本过高、安装复杂。近来,用双目视觉获得场景或物体的深度信息越来越受欢迎,但是易受光照、色度、阴影、环境变化等

因素的干扰^[2-3]。一种新的微软研制的Kinect传感器,由于成本低、分辨率高等优点,被广泛应用于目标检测、跟踪与识别、人的行为分析、手势分析、室内3D地图构建等领域^[4-6]。Kinect利用主动射出的红外光往返的相位差来获得深度信息,仅与物体空间位置有关,且几乎不受光照、色度、阴影、环境变化等因素的干扰,因而能有效地避免单目视觉、双目视觉用可见光进行图像检测遇到的问题和瓶颈。

朱效洲等对障碍物检测和地形分类对移动机器人

收稿日期:2014-08-06

修回日期:2014-11-07

网络出版时间:2015-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61005015);国家第三批博士后特别基金(201003280);上海市青年教师培育计划和上海大学青年教师资助计划资助项目

作者简介:杨磊(1976-),男,博士后,副研究员,硕士生导师,研究方向为计算机视觉与模式识别、数字图像处理等;蔡纪源(1991-),男,硕士研究生,研究方向为计算机视觉与图像处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1433.008.html>

导航的重要性和问题研究进展进行了综述^[7]。文献[8]提出了一种视觉检测与 2D 激光检测融合的障碍检测方法,背景差法分割出障碍物,激光雷达辅助获得障碍物位置信息,而背景采用的图像 RGB 平均值,对于障碍物与背景颜色相近的物体无法分割出来,2D 激光雷达视野范围也存在局限性。而 Kinect 可以兼顾视觉和激光雷达传感器的特点,并对环境变化具有鲁棒性。文献[9]中采用 Kinect 对移动机器人进行目标跟踪与避障,结果表明,使用 Kinect 可以代替传统测距传感器。文献[10]中提出一种基于单目图像和稀疏激光数据进行道路和障碍物分类的在线自监督学习算法,并运用到实际 Nao 机器人的障碍物检测与路径规划中。最后还验证了低成本的 Kinect 可以有效替代单目视觉和 3D 激光传感器。文献[11-12]提出了一种基于单帧 RGB-D 图像的场景自适应分割和障碍物检测方法,用于盲人实时避障系统,其利用深度信息对场景存在的多平面结构进行分割提取,对障碍、墙、地面进行分类。文献[13]提出一种基于 Kinect 的室内停车场倒车障碍物检测系统,有效地解决了基于颜色分割、光照不均匀带来的障碍物误判问题,对于复杂的停车场环境,具有很好的适应性。文献[14]采用深度图像进行分割并量化的方法,但并不能立即进行障碍物检测和判断,从而影响实时性。

文中对 Kinect 采集的深度数据进行多帧中值滤波,然后将深度图计算得到视差图,对视差图进行水平和竖直方向投影直方图统计获得 U 视差图、V 视差图。对 V 视差图用最大类间方法分割出代表道路信息的 V 视差图。将坐标系由图像空间转换到世界坐标系,根据道路数据拟合出道路平面,补充满足平面不等式关系的数据得到完整的道路平面。其次,对 U-V 视差图进行两次最大类间方差法(Otsu 法),分割出障碍物信息,根据视差大小关系,框出视差图中障碍物位置,最终得到障碍物在世界坐标系中的位置。

1 图像信息提取

1.1 深度数据预处理

Kinect 深度传感器的工作原理是通过红外投影机主动投射近红外光谱,当照射到粗糙物体,光谱发生扭曲,形成随机的反射斑点,红外摄像头捕捉这些变化的反射红外光谱。因此,在实际测量过程中,主动投射的红外光的高度相干性不可避免地产生“散斑噪声”,致使采集到图像中物体的边缘信息严重缺失。当物体是透明的光滑玻璃介质,信息缺失的更为严重。为了减小深度图像的噪声,文中采用如下方法:

(1) 由于 Kinect 的有效距离是 1.2 m 到 3.5 m,故只处理在此可信范围内的数据:

$$\text{depth}(i, j) =$$

$$\begin{cases} \text{NaN depth}(i, j) < 1\ 200 \\ \text{depth}(i, j) \ 1\ 200 \leq \text{depth}(i, j) < 3\ 500 \\ \text{NaN depth}(i, j) > 3\ 500 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\text{depth}(i, j)$ 表示深度图像上点 (i, j) 对应的深度值; NaN 表示不确定或是未知的数值,在 Matlab 程序处理中会自动跳过。

(2) 在同一视角下,对 k 帧深度图像相同像素点 (i, j) 对应的深度值 $\text{depth}_n(i, j)$ 取中值得到最终的中值图像 $\text{depth}_m(i, j)$, 由于 Kinect 的帧率为 30 fps, 这里 k 取 10。

$$\text{depth}_m(i, j) = \text{median}(\text{depth}_n(i, j))_{n=1,2,\dots,k} \quad (2)$$

1.2 道路提取

众所周知,对于场景中的某一目标特征点,根据其在左右传感器得到的图像中对应的像素坐标不同可以恢复其在水世界坐标系中的位置。在文献[15]中,提出了一种由双目立体视觉计算得到视差图进行道路提取与障碍检测的方法。在实际使用微软 Kinect 时,得到的输出数据流中并不直接包含视差图像,而 Kinect 的深度数据正是由红外投影机和红外摄像头两者间的视差计算得到,因此找到深度图像和视差图像的对应关系,可由深度图像计算得到视差图像。Kinect 系统模型如图 1 所示,其成像模型可以理解成透视投影模型。

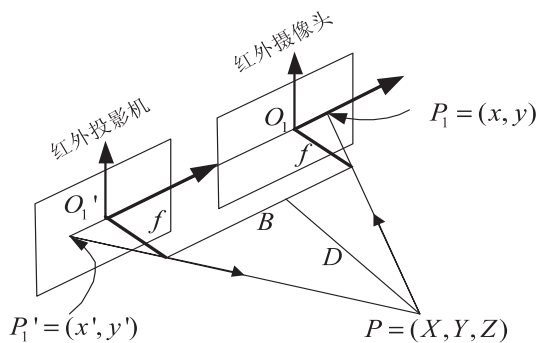


图 1 Kinect 成像系统模型

其中,红外投影机和红外摄像头的焦距 $f = 580$ pixels。两者之间的物理距离称为基线,由 B 表示, $B = 7.5$ cm。空间中任意点 $P = (X, Y, Z)$ 到 Kinect 的距离为 D ,即深度数据,由于该点在左右传感器成像平面的位置不同,横坐标分别是 x, x' ,视差就是它们的和 $\text{disparity} = x + x'$ 。根据相似三角形关系,可以推导出公式(3),由此,得出视差图像与深度图像之间的关系。

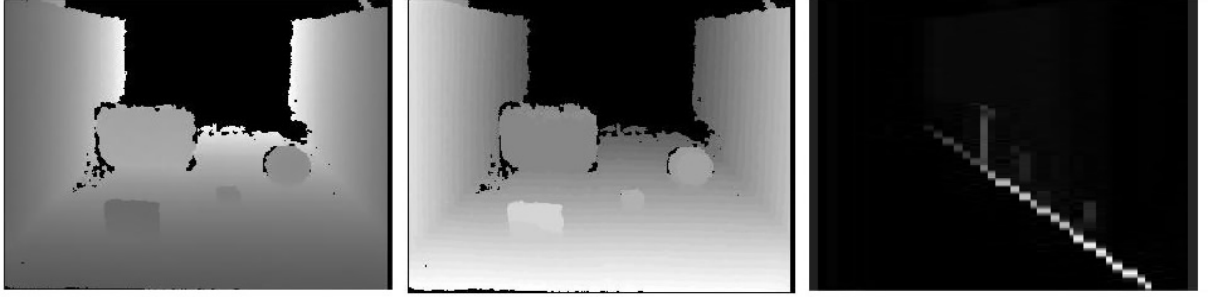
$$D = \frac{f * B}{\text{disparity}} \quad (3)$$

$$\text{disparity} = \frac{f * B}{D} \quad (4)$$

由公式(4),将深度图像转化成视差图,对其进行水平方向的直方图统计得到 V 视差图。如图 2 所示,

V 视差图中有一条明显的倾斜的较粗直线,而直线的起点和斜率由 Kinect 传感器的高度和俯角决定,直线的长度对应了深度图像和视差图像中道路的位置关系,道路上的障碍物在 V 视差图上表现为倾斜直线上面的短竖直线。在室内环境中,道路与障碍物相比,道路占据主要成分,故采用 Otsu 最大类间方差法进行分割提取出表示道路的较粗直线。由于测量数据存在不

准确性,考虑 $\pm d_i$ 视差范围内的也属于道路,即假设 d_y 是较粗直线中第 y 行的视差,那么 $d \in (d_y - d_i, d_y + d_i)$ 表示道路,并且深度图像与视差图像中存在一一对应关系。虽然这种方法能够有效提取大部分道路信息,但仍存在部分道路缺失问题,故需要对道路平面拟合并得到完整的道路信息。



(a) 场景的深度图像

(b) 场景的视差图像

(c) V 视差图

图2 深度图像转化为视差图像

首先,根据透视投影成像模型,将深度图像点坐标转换到世界坐标系,有如下关系:

$$Z = \text{depth} \quad (5)$$

$$X = \frac{Z(x - c_x)}{f_x} \quad (6)$$

$$Y = \frac{Z(y - c_y)}{f_y} \quad (7)$$

假设平面方程为 $aX + bY + cZ + d = 0$,转换形式得到 $AX + BY + CZ = 1$ 。将上述步骤得到的表示道路的深度数据点坐标转换到世界坐标系为点 (X, Y, Z) ,代入平面方程中,通过最小二乘法可求解得到平面参数。最后,将深度图像剩余部分转换坐标关系代入平面方程,若满足 $-0.05 < AX + BY + CZ - 1 < 0.05$,则认定为道路。

$$\begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

1.3 障碍物检测

在道路提取过程中,采用最大类间方差法 (Otsu

法),提取了占据主要成分的道路信息。当然,在障碍物检测过程中希望去除道路信息,使得障碍成为 U-V 视差图中的主要成分后再处理。因此,对障碍物提取分为以下几个步骤:首先,对视差图进行竖直方向的直方图统计得到 U 视差图,对 U-V 视差图分别用最大类间方差法进行第一次分割;其次,去除 U-V 视差图上的道路信息;最后,在去除道路信息后的 U-V 视差图用最大类间方差法进行第二次分割以及 Hough 变换直线检测得到障碍物信息。由于同一障碍物在 U-V 视差图必然表示为同一视差值,根据这个对 Hough 变换检测结果进行聚类分析,并排除与地面不相连的可疑障碍,最终用矩形框标记出处于相同视差下的障碍物。障碍物检测结果如图 3 所示,U-V 视差图去除道路信息后使其成为断断续续的点,在 Hough 直线检测中排除了这些点,只检测连续线段,不影响障碍物检测。

2 实验结果

本次实验环境 1 为走廊,地面与墙面具有严重的反光,障碍物包括最小为 $9 * 9 * 6 \text{ cm}^3$ 的立方体盒子、球体障碍以及实验箱等;实验环境 2 为室内。Kinect 传感器高度为 1 m,视野开阔,最大有效视距 3.5 m。道路提取结果如图 4 所示。

根据 Otsu 分割后的 V 视差图可以提取出大部分地面,根据这些道路信息转换到世界坐标系下进行拟合,得到地平面,最后补充缺失数据后的结果十分满意,能够正确识别出可行道路。障碍物检测结果如图 5、图 6 所示。从中可看出,基本能够识别出矩形物体的轮廓,对于小目标物体也有较好的识别效果,但对球体障碍边缘不能做到平滑识别。

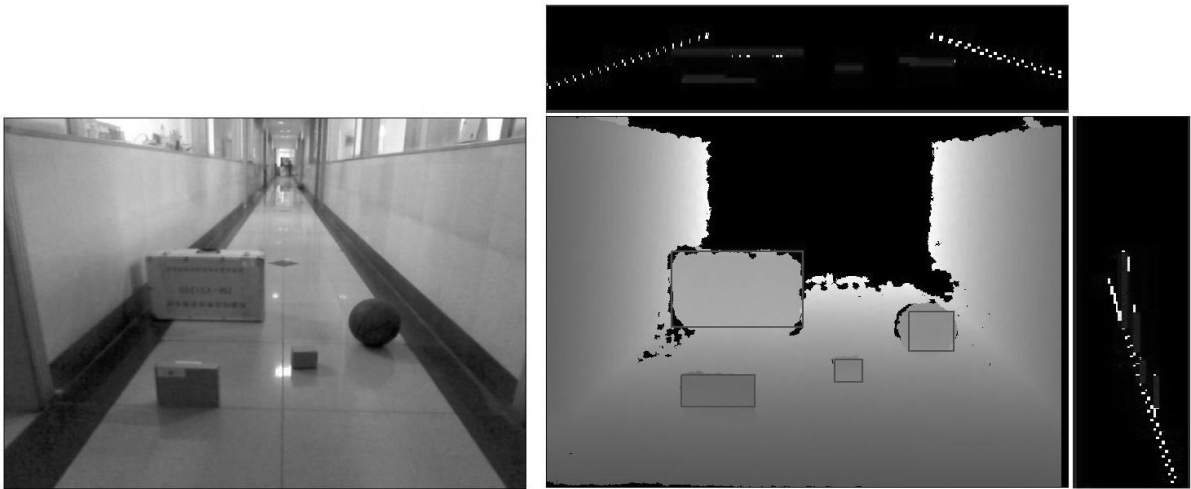


图 3 U-V 视差图检测障碍物结果

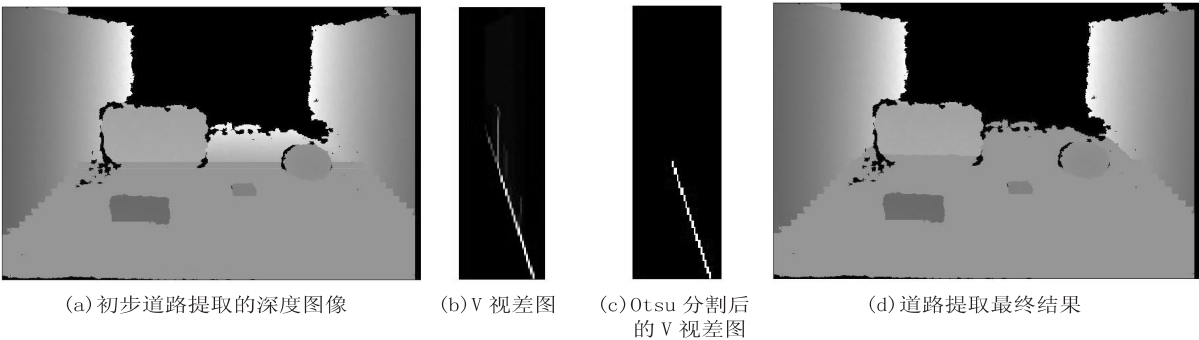


图 4 道路提取

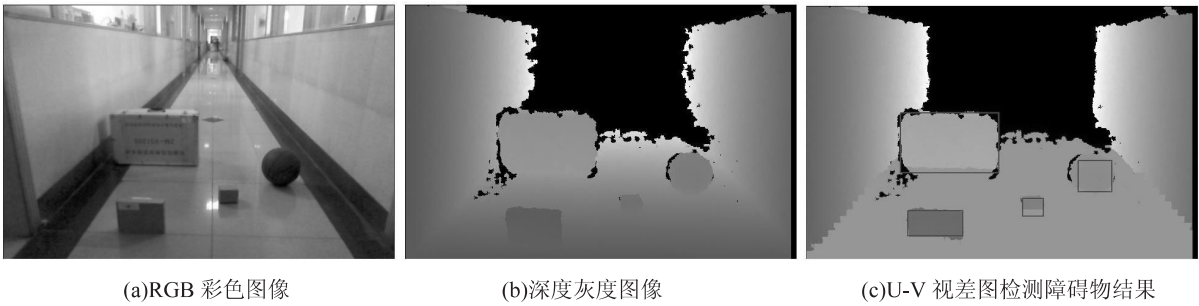


图 5 障碍物检测(1)

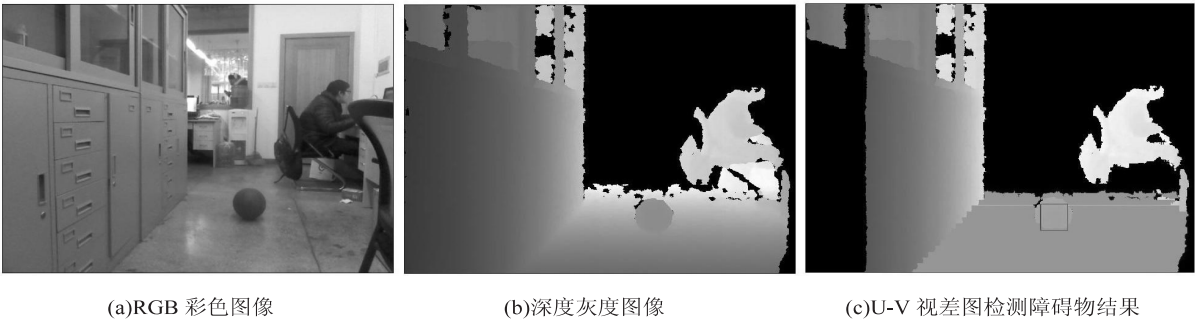


图 6 障碍物检测(2)

3 结束语

文中提出了一种基于深度信息的障碍物检测方法,有效克服了光照条件、颜色等对障碍检测的干扰问

题。实验结果表明,在室内环境中该方法不仅可以有效提取道路信息,还可以获得障碍物的距离、尺寸等信息,对增强室内移动机器人的导航能力有很大帮助,可进一步用于室内机器人路径规划等问题。同时,文中

方法也有不足之处,对于表面非同一平面的球体障碍物只能进行定位而不能准确测量其物理尺寸,如能改进使得对不规则物体进行准确检测,那么对于室内复杂环境的适应性和有效性会更好。

参考文献:

[1] Discant A,Rogozan A,Rusu C,et al. Sensors for obstacle detection—a survey[C]//Proc of 30th int spring semin electron technol. [s. l.]:[s. n.],2007;100–105.

[2] 肖晓明,胡华梅,蔡自兴,等. 基于自适应分割和立体视觉的快速障碍检测[J]. 计算机应用研究,2007,24(9):182–184.

[3] 何少佳,刘子扬,史剑清. 基于单目视觉的室内机器人障碍检测方案[J]. 计算机应用,2012,32(9):2556–2559.

[4] Han J,Shao L,Xu D,et al. Enhanced computer vision with Microsoft Kinect sensor;a review[J]. IEEE Trans on Cybern, 2013,43(5):1318–1334.

[5] 黄露丹,严利民. 基于 Kinect 深度数据的人物检测[J]. 计算机技术与发展,2013,23(4):119–121.

[6] 谢 亮,廖宏建,杨玉宝. 基于 Kinect 的姿势识别与应用研究[J]. 计算机技术与发展,2013,23(5):258–260.

[7] 朱效洲,李宇波,卢惠民,等. 基于视觉的移动机器人可通行区域识别研究综述[J]. 计算机应用研究,2012,29(6):2009–2013.

[8] 田国会,王家超,段 朋. 病房巡视机器人复杂环境下的避

障技术研究[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2013,41(S1):312–315.

[9] 贺 超,刘华平,孙富春,等. 采用 Kinect 的移动机器人目标跟踪与避障[J]. 智能系统学报,2013,8(5):426–432.

[10] Maier D,Stachniss C,Bennewitz M. Vision-based humanoid navigation using self-supervised obstacle detection[J] Int Journal of Humanoid Robotics,2013,10(2):1–28.

[11] 刘 宏,王 喆,王向东,等. 面向盲人避障的场景自适应分割及障碍物检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013,25(12):1818–1825.

[12] Wang Z,Liu H,Qian Y L. Real-time plane segmentation and obstacle detection of 3D point clouds for indoor scenes[C]// Proceedings of European conference on computer vision workshops and demonstrations. Berlin:Springer,2012;22–31.

[13] Choi J,Kim D,Yoo H,et al. Rear obstacle detection system based on depth from Kinect[C]//Proc of 15th international IEEE conference on intelligent transportation systems. [s. l.]:IEEE,2012;98–101.

[14] Khan A,Moideen F,Lopez J,et al. KinDectect:Kinect detecting objects[C]//Proc of ICCHP. Berlin:Springer,2012;588–595.

[15] Labayrade R,Aubert D,Tarel J P. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through “v-disparity” representation[C]//Proc of IEEE intelligent vehicle symposium. [s. l.]:IEEE,2002;646–651.

(上接第 42 页)

和实时拼接。经实验验证,文中算法能够提高图像的匹配效率,并获得了较好的拼接效果。

参考文献:

[1] Harris C J,Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th alvey vision conference. [s. l.]:[s. n.],1988;147–151.

[2] Low D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91–110.

[3] Bay H,Ess A, Tuytelaars T,et al. Speeded-Up Robust Features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding,2008,110(3):346–359.

[4] 刘 奇,何明一. 基于 SURF 特征匹配的图像拼接算法[J]. 测控技术,2010,29(10):27–31.

[5] 李长春,齐修东,雷添杰,等. 基于改进 SURF 算法的无人机遥感影像快速拼接[J]. 地理与地理信息科学,2013,29(5):22–25.

[6] 赵璐璐,耿国华,李 康,等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(3):921–923.

[7] Fischler M,Bolles R. Random sample consensus;a paradigm

for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communication of the ACM,1981,24(6):381–395.

[8] Cover T M,Hart P E. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory,1967,13(1):21–27.

[9] Mitchell H B,Schaefer P A. A “soft” K-nearest neighbor voting scheme[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2001,16(4):459–468.

[10] 薛 开,李 强,徐 贺,等. 基于振动采用 k-近邻法的机器人地形分类[J]. 振动、测试与诊断,2013,33(1):88–92.

[11] 张学工. 模式识别[M]. 第 3 版. 北京:清华大学出版社,2010.

[12] 周剑军,欧阳宁,张 彤,等. 基于 RANSAC 的图像拼接方法[J]. 计算机工程与设计,2009,30(24):5692–5694.

[13] 黄有群,付 裕,马广焜. 基于 RANSAC 算法的柱面全景图拼接方法[J]. 沈阳工业大学学报,2008,30(4):461–465.

[14] 赵萌萌. 基于特征点的图像拼接算法[D]. 重庆:重庆交通大学,2013.

[15] 郑 辉. 基于 SIFT 特征的全景图像拼接算法研究[D]. 武汉:武汉科技大学,2010.

一种基于深度信息的障碍物检测方法

作者：[杨磊](#)，[蔡纪源](#)，[任衍允](#)，[李俄德](#)，[YANG Lei](#)，[CAI Ji-yuan](#)，[REN Yan-yun](#)，[LI E-de](#)

作者单位：[杨磊, 蔡纪源, 任衍允, YANG Lei, CAI Ji-yuan, REN Yan-yun\(上海大学 机电工程与自动化学院 上海市电站自动化技术重点实验室, 上海, 200072\)](#)，[李俄德, LI E-de\(大唐陕西府谷能源化工有限责任公司, 陕西 西安, 719405\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(8)

引用本文格式：[杨磊](#).[蔡纪源](#).[任衍允](#).[李俄德](#).[YANG Lei](#).[CAI Ji-yuan](#).[REN Yan-yun](#).[LI E-de](#) [一种基于深度信息的障碍物检测方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)