

doi: 10.7690/bgzd.2018.03.015

基于 Kinect 深度信息的室内分散障碍物检测

陈代斌, 杨晓梅

(四川大学电气信息学院, 成都 610065)

摘要: 为解决盲人在室内环境下独自行动易受障碍物影响的问题, 提出基于深度信息的室内障碍物检测算法。利用 Kinect 2.0 设备来记录室内环境的图像, 根据采集的深度信息重建 3 维场景, 获取相应的 3D 点云数据。结合随机采样一致性算法从点云中提取出地面。提取地面之后各障碍物分散于空间中各个位置, 结合欧式聚类的方法对障碍物进行分割提取。实验结果表明: 该算法能有效检测到室内多种障碍物, 给予盲人精确有效的提示, 有效地解决了传统方法易受光照影响, 对于不同深度、倾斜和形状不规则的障碍物检测效果差, 输出信息单一的问题。

关键词: 3 维图像处理; 障碍物检测; Kinect; 深度信息; 3D 点云

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Loose Obstacle Detection in Indoor Environment Based on Depth Information Obtained From Kinect Sensor

Chen Daibin, Yang Xiaomei

(College of Electrical Engineering & Information Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to solve the problem that the blind person is easily affected by the obstacles in the indoor environment, an indoor obstacle detection algorithm based on depth information is proposed. First, the Kinect 2.0 device is used to record the image of the indoor environment. Secondly, the obtained depth information is used to reconstruct the 3D scene, and the corresponding 3D point-cloud data is obtained. Then, Combined with random sampling consensus algorithm, the ground is extracted from the point-cloud. After extracting the ground, each obstacle is dispersed in the space, and the method of European clustering is used to segment the obstacles. The experimental results show that the proposed algorithms in this paper can effectively detect a variety of obstacles in the room, and give the blind precise and effective instructions. It can effectively solve the problem that the traditional method is easy to be affected by the light, and have poor detection effect for the obstacles with different depth, inclination and irregular shape, and the output information of traditional methods is monotonous.

Keywords: 3D image processing; obstacle detection; Kinect; depth information; 3D point cloud

0 引言

2014 年世界卫生组织 (world health organization, WHO) 统计显示, 世界上有 3 900 万以上的盲人。由于视力的缺失, 盲人需要借用辅助工具来规避前方的障碍物。盲人最常用的导航工具为导盲杖和导盲犬^[1]。然而导盲杖对使用者熟练度有较高要求, 导盲犬的训练价格十分昂贵, 难以普及。

随着计算机技术的发展, 人们开发出了用于盲人导航的辅助系统。现有的主流导航服务都专注于室外环境, 如基于全球定位系统 (global position system, GPS)^[2] 的导航设备。这类设备准确度不高, 极易受 GPS 信号强弱的影响, 而且不能为盲人提供当前障碍物的详细信息。盲人一天中大多数时间都是在室内活动, 且相对于室外环境, 室内环境虽然更为安全, 但其空间更为复杂, 遍布着许多障碍物。现有许多辅助系统只给盲人提供非常原始的环境

提示信息。如文献[3]中的系统仅将获取的深度图转换为语音表示, 并没有进一步的对象分割检索; 文献[4]中系统仅提示盲人前方超声波检测到有障碍物, 而没有关于障碍物的具体描述。近年来计算机视觉技术飞速发展, 盲人导航逐渐引入了先进的视觉识别技术。基于双目视觉的障碍物检测技术^[5]结合周围环境的深度信息和彩色信息来分割出障碍物, 但易受光照条件影响, 导致漏检。文献[6]中方法能准确检测出垂直于路面的障碍物, 但对于曲面道路或不规则的障碍物无能为力。

笔者利用微软的 Kinect 2.0 传感系统获取周边环境的彩色深度 (RGB-D) 信息, 重建 3 维场景, 并对获得 3D 点云进行预处理, 根据地面与人体的相对位置, 结合随机采样一致性算法提取出地面, 然后利用欧式聚类提取算法, 分割出地面上分散的各种障碍物, 并输出障碍物的方向、距离和尺寸信息。

收稿日期: 2017-12-18; 修回日期: 2018-01-23

作者简介: 陈代斌(1990—), 男, 四川人, 硕士, 从事数字图像处理研究。

1 Kinect 2.0 传感器简介

Kinect 2.0 传感器由微软于 2014 年发售，除了能够同时获取彩色和深度信息外，使用提供的相关工具包还能够进行人脸识别跟踪、行人检测跟踪、手势识别和人体关节检测等。图 1 为 Kinect 2.0 的结构示意图。

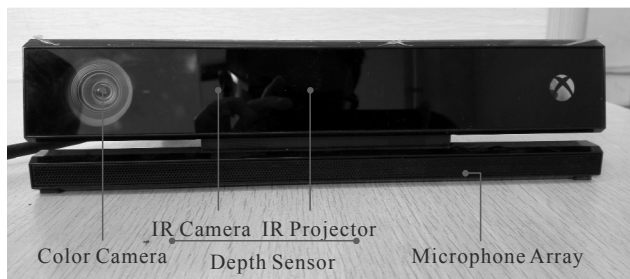


图 1 Kinect 2.0 正面图

Kinect 2.0 主要包含 1 个彩色摄像头、1 个红外摄像头、1 个红外发射器和 1 个麦克风阵列，其中彩色摄像头用于拍摄视角范围内的彩色视频图像。红外发射器则主动发射近红外光谱，照射到粗糙的物体或是穿透毛玻璃后，光谱发生扭曲，会形成随机的反射斑点(称为散斑)，进而能被红外摄像头读取。红外摄像头分析读取到的红外光谱，创建可视范围内人体、物体的深度图像。麦克风阵列用 4 个麦克风采集声音，内置数字处理器 DSP 等组件，同时过滤背景噪声，可定位声源方向。同时在设备的轴承处，可根据需要对摄像头的倾斜角度进行手动调整。

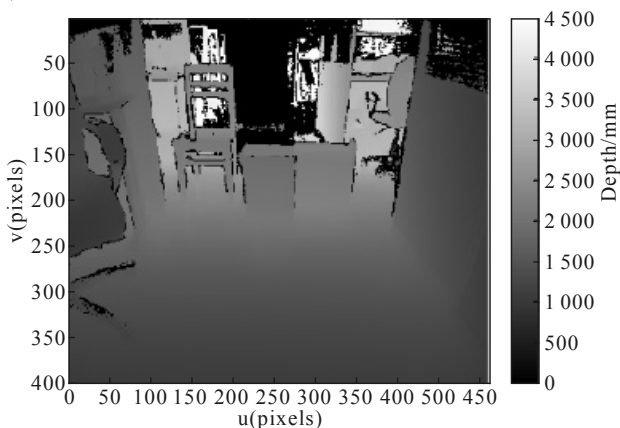


图 2 深度图

笔者使用 Kinect 2.0 获取环境的 RGB-D 信息。Kinect 2.0 采用飞行时间(time of flight, TOF)技术，即通过计算发射的红外线反射后返回的时间来获取深度信息。如图 2 所示，某点的深度值代表该点的位置到摄像头平面的距离，在图中表现为灰度值。通过这种方式获得的数据稳定性较好、细节更

多，被其他环境光源(红外线)影响的概率更低，不易受光照条件影响。

2 基于 3D 点云的障碍物检测

2.1 算法总览

根据文献[7]中针对 Nguyen Dinh Chieu 学校里盲人学生的调查结果显示，盲人学生在室内有许多常见需要避让的障碍，比如运动目标、桌子、椅子、柱子、垃圾桶和花盆等，由于这些障碍物分散在室内各个地方，因此将这些障碍物统称为地面上分散障碍物。

图 3 显示了障碍检测算法的主要流程：第 1 步是利用 Kinect 2.0 设备获取使用者前方的 RGB-D 信息，设备放置于人体腰部，与地面成一定角度 α ，如图 4 所示；第 2 步利用采集的信息，在 3 维坐标系上重建 3D 点云，根据图 4，将 3 维坐标系从腰部旋转平移至人的脚边；第 3 步是对点云下采样和过滤有效范围外的点等预处理，以减少数据量，加快处理速度；第 4 步和第 5 步涉及地平面的提取以及分散障碍物的检测，后续将详细介绍。

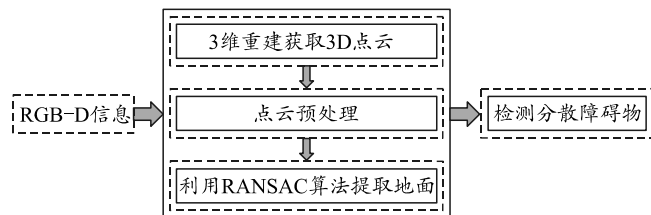


图 3 障碍检测流程

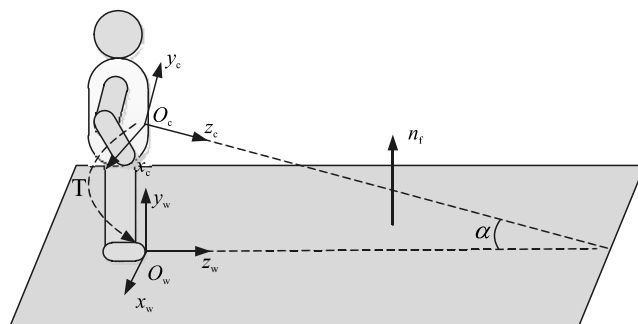


图 4 Kinect 在人体的位置及坐标系变换

2.2 地面提取

地面位于人脚下，不会成为盲人的阻碍，将其从 3D 点云中提取出来是后续障碍物检测的关键。地面在 3D 点云中表现为在同一个平面上的点云集合。对于 3 维空间中的平面，其模型为

$$ax + by + cz + d = 0. \quad (1)$$

平面模型参数为 $\theta(a, b, c, d)$ ，其中 $\mathbf{n} = (a, b, c)$ 为平面法向量。点 (x, y, z) 到平面 θ 的距离公式为：

$$D = \frac{|ax + by + cz + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (2)$$

从图 4 中可以看出, 用于判断平面是否为地面有以下 3 个条件:

- 1) 地面法向量 \mathbf{n}_f 垂直于 $x_w z_w$ 平面;
- 2) 地面上点的 y 值接近 0;
- 3) 地面上点的 z 值最小值在固定范围内。

这里采样随机采样一致性算法 (random sample consensus, RANSAC)^[10] 结合上述条件来完成平面提取。RANSAC 算法的输入包括: 1) 经过预处理, 含有较多局外点 (非同一平面上的点) 的点云数据 u ; 2) 一些可信参数, 如最大迭代次数 k_{\max} , 置信裕度 η_0 , 判断是否为局内点 (同一平面上的点) 的阈值 t 。 η_0 的取值范围一般为 $[0.95, 0.99]$, η_0 与迭代次数 k'_{\max} 的关系为:

$$1 - \eta_0 = (1 - \varepsilon^3)^{k'_{\max}} \Rightarrow k'_{\max} = \frac{\log(1 - \eta_0)}{\log(1 - \varepsilon^3)} \quad (3)$$

其中 ε 为局内点在数据集 u 中的比例。式(3)是指在 k'_{\max} 次循环过程中, 至少有一次采样使得采样出的 3 个点均为局内点的概率为 η_0 。随着局内点数目 n_{\max} 增大, ε 增大, k'_{\max} 变小, 加快了迭代进程。算法输出为平面模型的参数 $\theta^*(a^*, b^*, c^*, d^*)$, 以及满足该模型所有局内点的集合 I^* , 其中该模型的局内点在所有可能的模型中数目最多。地面提取算法大致流程如下。

输入: u, η_0, k_{\max}, t 。

- 1) 初始化: $k = 0, k'_{\max} = k_{\max}, n_{\max} = 0, N$ 为 u 的大小 $|u|$;
- 2) 从 u 中随机采样 3 个点, 组成最小子集, 判断子集是否满足 $-T_y \leq y_i \leq T_y, i = 1, 2, 3$, 是, 则进入 3), 否, 则返回 2);
- 3) 最小子集估算平面模型参数 $\theta_k(a_k, b_k, c_k, d_k)$, 其中平面法向量为 $\mathbf{n}_k = (a_k, b_k, c_k)$, 判断 \mathbf{n}_k 与 y 轴夹角是否在 $[-T_\theta, T_\theta]$ 范围内, 是, 则进入 4), 否, 则返回 2);
- 4) 遍历 u 中所有数据点, 根据式(2)求得各点到平面模型的距离 D , 若 $D \leq t$ 则视作局内点, 获得点集 I_k , I_k 中点数为 n_k ;
- 5) 若 $n_k > n_{\max}$, 进入 6), 否, 则进入 7);

6) $\theta^* = \theta_k, I^* = I_k, n_{\max} = n_k, \varepsilon = n_{\max} / N$, 通过式 (3)更新 k'_{\max} ;

7) 令 $k = k + 1$, 若 $k < k_{\max} \parallel k < k'_{\max}$ 为真, 返回 2), 否, 则进入 8);

8) 优化模型参数: 使用最小二乘法, 通过局内点 I^* 重新估计模型参数 θ^* ;

9) 根据输出的平面点集 I^* 查找到 z 最小值 z_{\min} , 若 $d_z - \Delta d < z_{\min} < d_z + \Delta d$ 为真, 则输出平面为地面, 否, 则不是地面。

输出: θ^*, I^* 。

2.3 分散障碍物检测

地面上分散障碍物在 3D 点云中表现为地平面上的一个个点云集群。去除地面之后, 每个集群之间都间隔着一定距离, 而同一个集群里点之间的距离应小于一个阈值^[8]。根据此特性, 笔者利用欧式聚类提取方法分别将这一个个点云集群提取出来。

欧式聚类提取算法的主要过程是遍历点云中所有点, 以各点为中心向周围搜索, 将距离在阈值 τ 以内的点归类为同一集群, 最终将输入的点云分为多个集群, 每个集群表示一个障碍物。这里用欧式距离来衡量点 (x_1, y_1, z_1) 与点 (x_2, y_2, z_2) 之间的距离, 公式如下:

$$D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (4)$$

提取出各障碍物点云之后, 需要定义障碍物的尺寸。这里将用轴对齐包围盒 (axis-aligned bounding box, AABB) 对外形复杂的障碍物进行近似描述。一个 3 维的 AABB 就是一个简单的长方体, 每一边都平行于一个坐标轴, 其内部是个简单的几何空间, 可包含形状复杂的物体。AABB 内的点满足以下条件:

$$x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, z_{\min} \leq z \leq z_{\max} \quad (5)$$

因此只需遍历点云中所有点, 获得 xyz 各方向上的最大值最小值, 即可定义唯一的一个 AABB, 描述障碍物的长宽高。

除了障碍物的尺寸外, 还需要知道障碍物相对于盲人的距离和方向, 方向包括靠左、靠右和正前方。从图 4 可以看出, 点云所在世界坐标系的 z 轴正方向即为正前方。可利用式(6)来获取障碍物点云的中心点 $P_{ct}(x_{ct}, y_{ct}, z_{ct})$:

$$x_{ct} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}, y_{ct} = \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n},$$

$$z_{ct} = \frac{z_1 + z_2 + \dots + z_n}{n} \quad (6)$$

其中： $P_i(x_i, y_i, c_i)$ 为点云中的第 i 个点； n 为点云大小。 P_{ct} 在 xz 平面的投影点为 $P'_{ct}(x_{ct}, 0, z_{ct})$ 。 O 为坐标原点，障碍物到盲人的距离大小为向量 OP'_{ct} 的模：

$$Dis = |OP'_{ct}| = \sqrt{x_{ct}^2 + z_{ct}^2} \quad (7)$$

另外若 $x_{ct} > 0$ ，则障碍物靠右， $x_{ct} < 0$ ，则障碍物靠左。最终可输出各障碍物的尺寸、距离和方向。

3 室内场景实验

3.1 实验设置

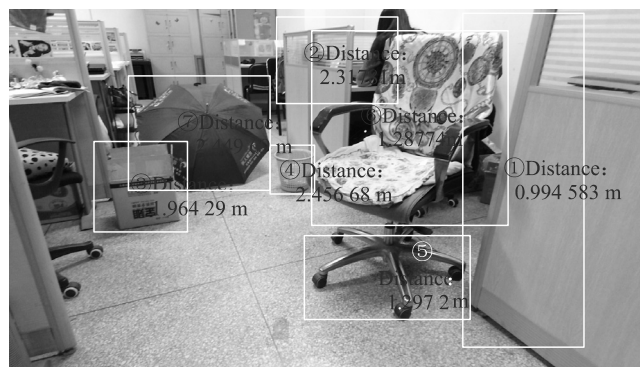
为评估文中方法在实际场景中的检测效果，笔者在 Visual Studio 2013 平台上使用 C++ 进行编程实验。计算机配置为 i5 4 200M(2.5 Ghz) CPU，6 G 内存。实验中对室内环境进行了图像采集，总共采集了 212 幅 RGB-D 图像，包含多种室内常见障碍物。

对于文中算法，实验中设置 Kinect 2.0 设备离地高度为 1 m，倾斜角度 $\alpha = 20^\circ$ ，有效检测范围为前方 1~3.5 m。RANSAC 算法中置信裕度 $\eta_0 = 0.95$ ，最大迭代次数 $k_{max} = 100$ ，点到平面的距离阈值 $t = 4$ cm。欧式聚类提取算法中距离阈值 $\tau = 4$ cm。向量夹角阈值 $T_\theta = 15^\circ$ 。

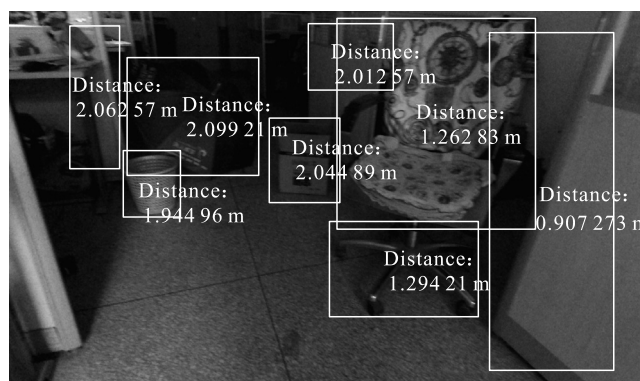
3.2 实验结果

图 5 为障碍物检测的效果图，除了将原图中检测出的障碍物框住并标注距离方向等信息之外。图 5(c) 中用包围盒描述分割出的障碍物点云，可以看出文中算法能够有效提取深度不同、倾斜和不规则的障碍物，如一前一后的纸箱和雨伞，倾斜的办公桌挡板，以及形状不规则的椅子等。实验中还在光照条件不好的情况下进行了检测，从图中可以看出，算法效果不受光照条件影响。由于分散障碍物数量较多，这里并未标注其方向。

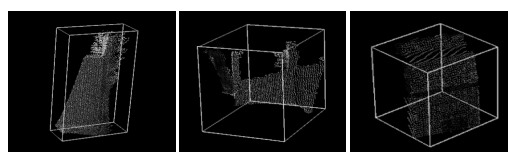
表 1 对图 5 中几种形状多样障碍物的检测数据与真实数据进行了对比，包括长宽高、距离和方向。其中检测长度为障碍物在 x 轴方向的跨度，检测高度为 y 轴方向跨度，检测宽度为 z 轴方向跨度。



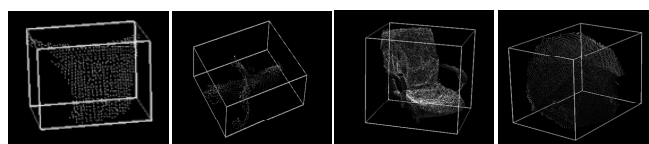
(a) 标注图(光照强)



(b) 标注图(光照弱)



① 桌子挡板 1 ② 桌子挡板 2 ③ 纸箱



④ 垃圾桶 ⑤ 椅子底座 ⑥ 椅子 ⑦ 雨伞

(c) AABB 包围盒描述障碍物点云(编号与(a)中对应)

图 5 办公室场景下的分散障碍物检测

从表 1 中可以看出：由于 xy 平面正对摄像头，因此障碍物的检测长度和高度准确率较高，而 z 轴方向上存在遮挡，因此障碍物检测宽度准确率较低。此处准确率定义为

$$P = \frac{|T_{true} - T_{det}|}{T_{true}} \times 100\% \quad (8)$$

其中： T_{true} 为真实数据； T_{det} 为检测数据。另外，从表 1 中可看出，文中算法能够准确得出障碍物的距离和方向。

表 1 障碍物检测数据对比

障碍物	真实长度/cm	检测长度/cm	准确率/%	真实宽度/cm	检测宽度/cm	准确率/%	真实高度/cm	检测高度/cm	准确率/%	真实距离/cm	检测距离/cm	准确率/%	真实方向	检测方向
纸箱(图 5(c)③)	34.9	37.6	92.26	32.2	37.4	83.85	41.5	39.5	95.18	2.05	1.96	95.61	靠左	靠左
垃圾桶(图 5(c)④)	23.5	21.3	90.64	23.5	19.1	81.28	29.5	28.1	95.25	2.38	2.46	96.64	正前方	正前方
转椅(图 5(c)⑥)	64.5	71.2	89.61	57.5	64.9	87.13	69.7	77.8	88.38	1.21	1.29	93.39	靠右	靠右
雨伞(图 5(c)⑦)	91.6	97.2	93.88	45.6	65.0	57.46	62.4	67.3	92.15	2.39	2.45	97.49	靠左	靠左

为了检验文中方法在实际场景中的检测率，对实验中采集的图像进行障碍检测。其中检测率定义如下：

$$P = \frac{T_d - T_m}{T_e} \times 100\% \quad (9)$$

其中： T_e 为期望检测数； T_d 为实际检测数； T_m 为误检数； $T_d - T_m$ 为实际检测正确的数目。检测结果如表 2。

表 2 室内障碍物检测结果

图像数	期望检测数	实际检测数	漏检数	误检数	检测率/%	平均每帧耗时/s
50	256	239	21	4	91.80	0.877

其中漏检数为本应检测到而遗漏的障碍物数目，通常此类障碍物体积小，受其他障碍物遮挡。误检数为错当障碍物的数目，这种情况较少，一般是获取的部分区域深度信息错误所致。所有检测都是在 RELEASE 模式下完成，总的来说，文中算法检测率较高，速度较快。

4 结束语

笔者旨在研究适用于室内环境的多种分散障碍物检测算法，以帮助盲人在室内独立安全地行走。笔者利用 Kinect 2.0 设备获取前方环境的 RGB-D 图像，将获取的信息转换为 3D 点云数据，对其进行预处理及地面提取之后，对各种障碍物进行分割，对于不同深度、倾斜和形状不规则的障碍物也能有效检测，且不受光照影响。实验结果显示，文中算法准确度高、处理速度较快。但是笔者仅对

不同障碍物进行了分割处理，后续工作可对分割出的障碍物进行分类，拓展算法应用面。

参考文献：

- [1] NICLAS Z. Obstacle detection using Microsoft Kinect[D]. Germany: Bachelor of Engineering, Karlsruhe University of Applied Sciences, 2011.
- [2] HIGAKI H, MAKINO H, WATANABE R, et al. Experiment and Evaluation of a GPS Mobile Phone and PDA in a Speech-Output Guidance System for the Visually Impaired[J]. Ieice Technical Report Me & Bio Cybernetics, 2003, 103(1): 61-66.
- [3] GONZALEZ-MORA J L, RODRIGUEZ-HEMANDEZ A, BURUNAT E, et al. Seeing the world by hearing: Virtual acoustic space (vas) a new space perception system for blind people[J]. In Information and Communication Technologies, ICTTA 2006, 2(1): 837-842.
- [4] BHATLAWANDE S S, MUKHOPADHYAY J, MAHADEVAPPA M. Ultrasonic spectacles and waist-belt for visually impaired and blind person[J]. Communications, 2012, 1(1): 1-4.
- [5] 王平, 韩燮, 韩焱. 基于双目视觉技术的物体深度信息提取[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(2): 56-61.
- [6] ONIGA F, NEDEVSKI S, MEINECKE M M, et al. Road surface and obstacle detection based on elevation maps from dense stereo[J]. Intelligent Transportation Systems Conference, 2007, 10(22): 859-865.
- [7] PHARM H H, LE T L, VUILLERME N. Real-Time Obstacle Detection System in Indoor Environment for the Visually Impaired Using Microsoft Kinect Sensor[J]. Journal of Sensors, 2015, 2016(11): 1-13.
- [8] VLAMINCK M, JOVANOV L, HESE P V, et al. Obstacle detection for pedestrians with a visual impairment based on 3D imaging[J]. in Proceedings of the International Conference on 3D Imaging, 2013, 12(3): 1-7.