

12-13-2019

## Modeling Indoor environment with Kinect

Lianrui Xu

*1. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China; ;*

Jinming Zhang

*1. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China; ;2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, Beijing 100081, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Modeling Indoor environment with Kinect

### Abstract

**Abstract:** To solve the problems of point cloud noise, depth data mismatching and local details prone to hollowing in the process of Kinect camera reconstruction of indoor three-dimensional environment. *By improving the assignment method of depth image pixel and the threshold relationship of time frame matching, this paper denoises the point cloud with optimizing mean filtering and time frame weighting methods.* Combined with recent iteration algorithm (Iterative Closest Point, ICP) to complete the adjacent point cloud splicing so that it can achieve completely indoor model to build 3D environment. To test the validity of the algorithm, the experiment of reconstructing indoor environment with Kinect camera is designed. *The experimental results show that by using the improved mean filter and time frame weighted method, the point cloud model quality loss compared to that before noise reduction falls by 3.33% on average. Point cloud signal-to-noise ratio is improved compared to that before noise reduction processing before by 2.18dB, which is given to illustrate the feasibility of these two optimization algorithms.*

### Keywords

3D reconstruction, Kinect, point cloud noise reduction, registration

### Recommended Citation

Xu Lianrui, Zhang Jinming. Modeling Indoor environment with Kinect[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2643-2651.

# 基于 Kinect 的室内环境建模

徐连瑞<sup>1</sup>, 张锦明<sup>1,2\*</sup>

(1. 解放军信息工程大学, 河南 郑州 450001; 2. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100081)

**摘要:** 为解决 Kinect 相机重建室内三维环境过程中点云噪声多、深度数据不匹配、局部细节易产生空洞等问题, 通过改进深度图像像素点的赋值方法和时间帧匹配的阈值关系, 优化均值滤波与时间帧加权两种方法对点云进行降噪处理, 利用最近迭代算法(Iterative Closest Point, ICP)拼接相邻区域点云, 重建室内三维环境模型。为验证算法有效性, 设计了使用 Kinect 相机重建室内环境的实验。实验结果表明, 运用改进均值滤波和时间帧加权方法后, 点云模型质量损耗相较于降噪处理之前平均下降 3.33%, 点云信噪比相较于降噪处理之前提高 2.18 dB, 说明这两种优化算法是可行的。

**关键词:** 三维重建; Kinect; 点云降噪; 配准

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 12-2643-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-FZ0439

## Modeling Indoor environment with Kinect

Xu Lianrui<sup>1</sup>, Zhang Jinming<sup>1,2\*</sup>

(1. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

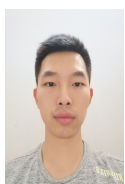
2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, Beijing 100081, China)

**Abstract:** To solve the problems of point cloud noise, depth data mismatching and local details prone to hollowing in the process of Kinect camera reconstruction of indoor three-dimensional environment. By improving the assignment method of depth image pixel and the threshold relationship of time frame matching, this paper denoises the point cloud with optimizing mean filtering and time frame weighting methods. Combined with recent iteration algorithm (Iterative Closest Point, ICP) to complete the adjacent point cloud splicing so that it can achieve completely indoor model to build 3D environment. To test the validity of the algorithm, the experiment of reconstructing indoor environment with Kinect camera is designed. The experimental results show that by using the improved mean filter and time frame weighted method, the point cloud model quality loss compared to that before noise reduction falls by 3.33% on average. Point cloud signal-to-noise ratio is improved compared to that before noise reduction processing before by 2.18dB, which is given to illustrate the feasibility of these two optimization algorithms.

**Keywords:** 3D reconstruction; Kinect; point cloud noise reduction; registration

## 引言

三维重建(3D Reconstruction)是利用传感器获



收稿日期: 2019-05-30 修回日期: 2019-08-24;  
基金项目: 国家自然科学基金(41371383, 41801319);  
作者简介: 徐连瑞(1996-), 男, 安徽马鞍山, 硕士生, 研究方向为作战环境建模与仿真; 张锦明(通讯作者 1976-), 男, 浙江金华, 博导, 副教授, 研究方向为虚拟地理环境, 地学可视化。

取环境中物体三维信息, 进而确定物体位置并建立相应空间模型的数学过程和计算机技术<sup>[1]</sup>。根据重建方法不同, 主要可以分为几何建模、点云建模和图像建模这 3 类。基于图像的三维重建是指使用传感器获取图像, 然后结合对象的表面信息与位置关系重建三维模型, 可以细分为基于单目视觉、双目视觉和深度图像的三维重建。近些年来利用深度传

<http://www.china-simulation.com>

• 2643 •

传感器进行三维重建是许多学者重点关注的研究方向。Kinect 相机作为微软公司推出的体感游戏数据获取设备, 因为具有同时获取周边环境彩色、深度图像的功能, 所以许多学者将其用于三维模型的重建, 并在智能服务、环境认知、场景复刻等领域应用广泛。有的学者从 Kinect 相机采集的数据处理出发, 实现了模型构建的数据端优化。例如王亚琪等对 Kinect 相机采集的数据进行降噪滤波, 划分区域分割点云集并实现参数化, 完成了对轴类零件的三维重建<sup>[2]</sup>; Macknojia R 等在使用 Kinect 相机对大场景进行三维重建时, 基于网络提出利用多传感器进行数据采集, 对获取的彩色与深度信息进行传感器之间的内部校准以优化模型参数<sup>[3]</sup>。有的学者完善了基于 Kinect 相机的三维模型构建算法。例如陈晓明等改进了对深度数据的联合双边滤波算法, 去噪效果良好, 模型构建质量得到显著提升<sup>[4]</sup>; Choi 等改进了经典 KinectFusion 算法, 实现了室内场景的高精度三维重建<sup>[5]</sup>; 李翔等以 Kinect 相机为数据平台, 通过晶格化显示集成算法集成点云, 可视化人体三维立体模型<sup>[6]</sup>。还有的学者从硬件与算法的匹配模式角度出发, 实现了室内环境的三维重建和改进。例如 M NieBner 等提出了 Hashing 方法降低显存消耗, 使用 Kinect 相机进行三维重建时在相同显存大小下可以重建更大或更高精度的场景<sup>[7]</sup>; Newcombe 等重新设计了 Kinect Fusion 算法, 在 GPU 加速状态下完成三维场景的实时重建<sup>[8]</sup>; 刘鑫等基于 GPU 和 Kinect 相机提出一种场景快速重建方法, 全局配准点云数据, 优化物体的三维重建流程<sup>[9]</sup>。

虽然现阶段已有很多方法对 Kinect 相机进行室内环境三维模型重建进行研究, 但低功率的 Kinect 相机因其物理属性仍存在获取深度信息分辨率低, 有效探测距离短且容易受光照、热源和待测物体表面特性等因素影响的缺点, 深度图像与点云往往会产生较大的噪声与边缘缺失, 影响三维模型的构建效果。因此, 本文针对室内环境重建过程中点云噪声多、深度数据不匹配、局部细节易产生

空洞等问题, 在使用建模一般流程的基础上综合运用改进均值滤波与时间帧加权方法对深度图像降噪滤波, 通过点云配准构建完整室内环境模型, 并对最终结果进行评价分析, 为后续室内环境建模工作提供借鉴与参考。

## 1 基于 Kinect 的室内环境建模流程

室内环境三维模型重建作为一个系统性的工程, 其一般流程可以如图 1 所示。

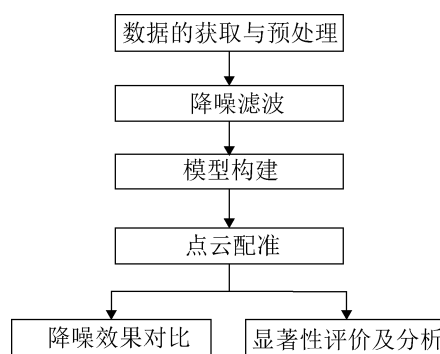


图 1 模型构建流程图

Fig. 1 Flow chart of model construction

step 1: 数据的获取与预处理。选取 1.2~3.5 m 范围内不同室内场景作为实验数据来源, 获取 RGB 数据流与深度信息并进行数据预处理;

step 2: 深度图像降噪滤波。运用改进均值滤波和时间帧加权方法对深度图像进行降噪处理, 重新完成深度图像像素点的赋值计算;

step 3: 模型构建。利用像素点与空间坐标之间的映射关系, 构建室内不同场景的点云模型;

step 4: 点云配准。使用 ICP 算法配准相邻区域点云, 最终重建完整室内环境模型;

step 5: 结果分析。完成所有点云模型构建及相关工作后, 对比降噪前后的深度图像, 结合显著性评价, 对点云模型构建质量进行综合评判与分析。

### 1.1 实验数据获取与预处理

实验使用 Kinect 相机扫描室内环境获得彩色图像与深度图像作为数据来源。Kinect 相机集成了

红外发射器、RGB 摄像头和红外接收器等设备, 如图 2 所示。最佳工作范围为 1.2~3.5 m, RGB 摄像头水平视角为 57°, 垂直视角为 43°, 拍摄频率 30 Hz, 能够在快速扫描的同时保证较高的精度。



图 2 Kinect 相机结构图  
Fig. 2 Structure with Kinect

获取深度信息主要采用光编码技术 (light coding), 使用激光散斑对测量空间进行编码, 由接收器感应编码光线运算解码, 生成深度图像, 测得物体与相机之间的相对位置关系。彩色相机工作时红、绿、蓝 3 个通道的颜色变化及组合生成一组实时的颜色帧, 转换成 RGB 数据流形成彩色图像。

Kinect 相机拍摄获取周边环境信息后, 需要对采集的数据进行存储与预处理。每个深度像素在二进制中占 16 bit, 包含对应点的深度信息与索引信息, 预处理时 Kinect 相机原始生成的字符串数据会在内存中产生冗余, 对后续算法效率产生影响, 因此需将 16 bit 深度数据转换为数组形式进行存储处理, 统一 RGB 图像与深度图像的数据格式, 保持与程序调用的处理格式一致, 简化数据存储类型, 方便图像调用, 提高算法处理效率, 实际获取数据如图 3 所示。

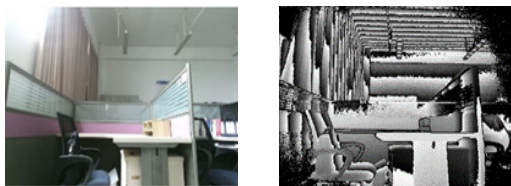


图 3 彩色图像与深度图像  
Fig. 3 Color image and depth image

## 1.2 深度图像降噪滤波

深度图像降噪是保留图像细节特征的同时, 去除因成像设备与外部环境干扰影响产生噪声点的过程。直接使用 Kinect 相机获取的深度图像与彩色图像配准生成的点云模型会存在大量噪声点与空缺部分, 主要原因是 Kinect 相机在生成图像过程中会受到各种因素的干扰, 导致深度图像中含有大量深度值为 0 的像素点, 因此需要对深度图像进行降噪处理。常用的滤波算法有中值滤波、高斯滤波、维纳滤波和小波阈值滤波等。针对深度图像整体像素值变化幅度大, 邻域像素值相近的特点, 本实验采用改进均值滤波和时间帧加权法对获取的深度图像进行降噪处理。均值滤波算法得主要特性是线性化, 主要思想是待处理的像素, 选择合适的模板, 用模板中心邻域像素点的均值代替原像素值, 即:

$$g(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{f \in S} f(x, y) \quad (1)$$

式中:  $M$  为邻域内像素点的个数;  $S$  为模板内所有点的集合。权系数模板如式(2)所示:

$$\frac{1}{M} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

但均值滤波算法处理深度图像会出现边缘模糊的问题, 因此本文利用均值滤波的框架, 采用内框众数赋值法对深度值为 0 的点进行处理。

具体改进为将滤波器以深度值为 0 的点为中心进行设置, 同时添加 3×3 和 5×5 模板的内外层查询, 找出所选区域内深度值非零的像素点, 完成判定之后, 在内层外层统计不同类型像素数量总和, 将非零像素个数与根据实际环境设定的阈值进行差值计算, 在阈值范围内的点保留, 范围外的使用滤波器过滤。如果阵列内的像素非零, 就记录深度值, 并将其所在边界的计数器加 1, 如果计数器高过设定的阈值, 就将取滤波器内统计的深度值的众数(频度最高的那个深度值)应用于候选像素上, 依次完成所有深度图像噪声点的过滤。

使用改进均值滤波处理的深度图像仍然存在深度值与像素位置不匹配造成的闪动效应,因而可使用时间帧加权方法,首先确定当前深度帧,获取前  $N$  个深度帧进行存储,然后不同的深度帧根据与时间的匹配关系设定权值,时间与帧的匹配默契度越高,对应权值越大,表示应给予这一帧更高的关注度,如式(3)所示

$$Y_{n+1} = \sum_{i=n-k+1}^{n+1} Y_i x_i \quad (3)$$

式中:  $Y_{n+1}$  为第  $n+1$  期加权平均值;  $Y_i$  为第  $i$  期实际值;  $x_i$  为第  $i$  期权数;  $k$  为移动跨期。赋完所有权值,将这些深度帧加权平均得到新值,重新加载到每一帧数据里。将选定的前  $n$  帧插入处理队列中,然后在队列中加入获取当前的一帧更新,一直保证当前这一帧是在最新的时间内获得的,当队列中存满  $n$  个帧和一个当前帧时,直接用整型  $int$  定义权值分子为  $count$ ,创建一个新的深度图,每个像素位将新的深度帧加上深度加权的平均值,带入点云生成模型,处理前后的深度图像图 4~5 所示。

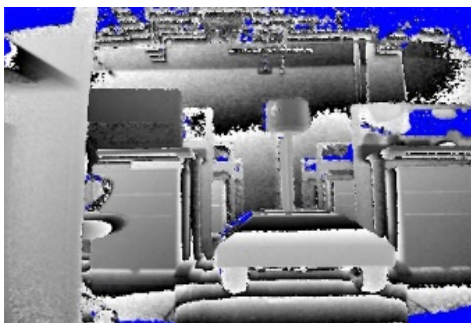


图 4 处理前  
Fig. 4 Before processing

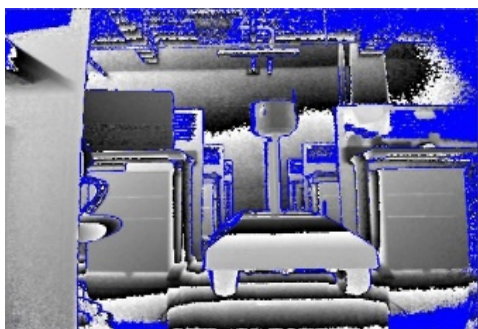


图 5 处理后  
Fig. 5 After processing

### 1.3 点云配准

点云数据存储占用量小,环境几何结构与拓扑结构表现准确。利用相邻点云特征点对之间的相对空间位置关系型可以进行点云数据得配准,实现室内环境的三维模型构建。ICP 算法利用点云数据结构匹配点云几何特征,完成相邻区域点云数据之间的相互定位。点云之间的相互映射关系可以由矩阵  $H$  表示:

$$H = \begin{bmatrix} A & T \\ V & S \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$  为旋转矩阵;

$T = [t_x \ t_y \ t_z]^T$  为平移向量;  $V = [v_x \ v_y \ v_z]$  为透变换向量;  $s$  为比例因子,点云集之间的对应点  $X$  和  $X'$  可通过式(5)实现转换:

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ z'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为点绕  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴旋转角度;  $t_x$ 、 $t_y$ 、 $t_z$  为点沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴的平移量。在两片点云旋转变换之后,虽然点云能够大致重合,但结果远达不到实际应用精度要求,还需要对两片点云进行后续迭代处理,实现精确配准,找出每一点在相邻点云中的对应点,即欧式距离最近点,通过式(6)不断最小化误差函数:

$$E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (R_{p_i} + t)\|^2 \quad (6)$$

得到最优转换矩阵后,对点云使用转换矩阵,新的点云数据作为数据源带入下次迭代过程,当误差函数小于给定阈值或大于预设最大迭代次数时,终止计算,实现点云集之间的配准与拼接,完成单一室内场景到完整室内环境的三维重建。

## 2 实验设计

根据室内环境建模方法的一般流程, 为验证实验提出的改进均值滤波和时间帧加权方法的可行性, 设计了通过 Kinect 相机构建完整室内环境模型的实验。为不失一般性, 实验场景的获取采用分特征的采样策略, 选择完整室内环境的不同区域作为彩色与深度数据来源, 距离范围为 0.5~4 m, 使用 Kinect 相机进行拍摄采样, 得到 RGB 数据与深度数据作为基础进行模型构建, 通过空间映射与融合将颜色数据与深度值转换成空间三维坐标系下具有实际对应坐标的空间点。其中空间点 $[x, y, z]$ 与它在图像中的像素坐标 $[u, v, d]$ 的对应关系如式(7)~(9)所示:

$$u = \frac{x \cdot f_x}{z} + c_x \quad (7)$$

$$v = \frac{y \cdot f_y}{z} + c_y \quad (8)$$

$$d = z \cdot s \quad (9)$$

式中:  $f_x, f_y$  为相机焦距;  $c_x, c_y$  为光圈中心;  $s$  为深度图缩放因子。之后将上述公式进行转换, 得到  $x, y, z$  的表达式, 同时  $f_x, f_y, c_x, c_y$  成为相机内参矩阵  $C$ , 用矩阵模型式(10)表示每个点空间坐标与像素位置的对应关系:

$$s \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = C \cdot \left( R \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + t \right) \quad (10)$$

式中:  $R$  和  $t$  为相机姿态;  $R$  为旋转矩阵;  $t$  为位置矢量, 由此完成图像像素到点云的转换, 再通过 VS 和 PCL 点云库的类库接口的调用与编译, 将 Kinect 相机扫描的场景信息实时转换成点云模型进行显示, 如图 6 所示。

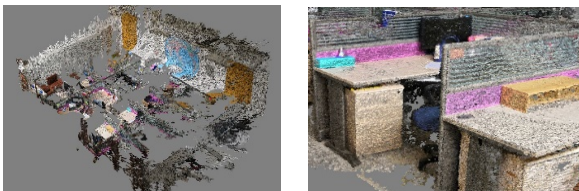


图 6 点云模型

Fig. 6 Model of point cloud

完成模型构建后, 实验设计显著性评价对点云质量进行对比分析。显著性评价以计算出的空间某一点法向量及其邻域点法向量的值作为该点显著性评判依据<sup>[10]</sup>, 主要原理是如果点云模型表面粗糙且有较多离群点, 对应相邻点法向量之间的夹角就越大, 显著性越高的点与其相邻点夹角的正弦值越接近 1, 显著性低的点夹角的正弦值越接近于 0。另一个计算参数是信噪比, 定义方法如式(11)~(13)所示。

$x$  坐标的均方差计算:

$$e_x(P, Q) = \sum_{i=0}^n (f_{xi} - f'_{xi}) / n \quad (11)$$

式中:  $f$  和  $f'$  为两个点云各坐标分量的值;  $n$  为点云模型的点数,  $x$  方向上计算公式为:

$$R_x(P, Q) = 10 \cdot \log_{10} [\Delta f_x^2 / e_x^{(P, Q)}] \quad (12)$$

取各坐标分量的峰值信噪比平均值作为最后峰值信噪比评价结果, 计算公式为:

$$R_x(P, Q) = 10 \cdot \log_{10} [\Delta f_x^2 / e_x^{(P, Q)}] \quad (13)$$

由式(11)~(13)可知, 点云中相邻两点对应法向量之间的夹角越小,  $x, y, z$  坐标方向上的均方差  $e_x, e_y, e_z$  越小, 对应  $x, y, z$  坐标方向上的信噪比  $R_x, R_y, R_z$  的值越大, 峰值信噪比  $R$  越大, 生成的点云质量就越高。

获得显著性评价结果之后, 对使用改进后均值滤波与时间帧加权方法处理的深度图像进行对比, 并结合重建的室内环境与真实场景的对比分析实验方法的优缺点, 为后续工作提供参考。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 降噪滤波分析

深度图像的质量直接影响点云模型的构建效果, 采用均值滤波和时间帧加权方法处理深度图像可以有效抑制图像中噪声点的存在, 提高点云模型的构建精度。图 7~9 分别是原始深度图像、均值滤波结果和时间帧加权与均值滤波共同处理的实验结果。

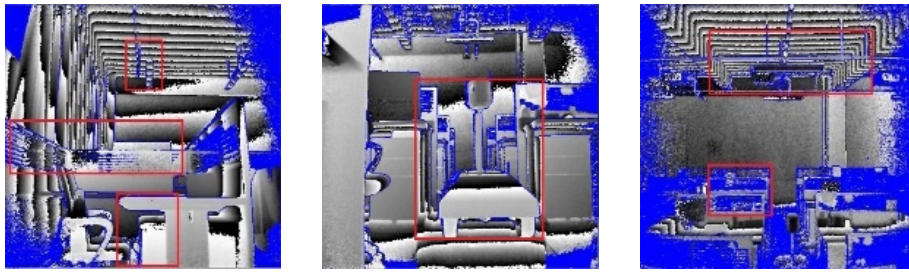


图 7 原始深度图像

Fig. 7 Original depth image

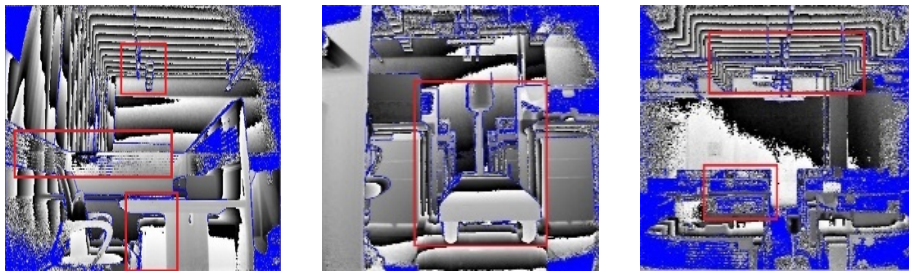


图 8 均值滤波结果

Fig. 8 Result with mean filtering

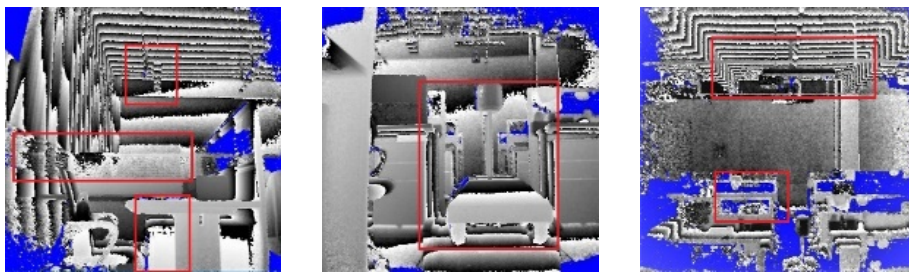


图 9 改进后滤波结果

Fig. 9 Results with improved filtering

图像中蓝色点为深度值为 0 的点, 主要是由于采集对象超出了 Kinect 相机的采集范围造成。从实验结果可以看出, 改进均值滤波和时间帧加权方法都对 Kinect 相机采集的深度图像具有良好的滤波效果, 改进均值滤波法能够有效去除图像中大面积存在黑色斑点噪声, 对深度值为 0 的点产生了较好的抑制作用; 时间帧加权方法对于闪烁效应造成的噪声点具有良好的滤波效果, 并能有效保持物体的轮廓边缘, 结合时间信息对深度图像进行校正, 结果表明重新添入的深度值与实际图像像素值接近。因此同时使用改进均值滤波和时间帧加权方法处理深度图像, 使得图像质量有了明显提升, 提高了深度信息的提取精度, 增强了点云模型的视觉效果。

### 3.2 显著性评价分析

利用改进均值滤波和时间帧加权方法处理深度图像作为原始数据构造点云模型能够有效提升模型质量, 增强视觉效果。下表是显著性评价结果, 主观评价通过统计实际观察者印象打分结果平均得到。对比模型 1 原始点云模型、模型 2 改进均值滤波处理的点云模型、模型 3 时间帧加权处理的点云模型、模型 4 改进均值滤波和时间帧加权共同处理的点云模型, 结果见表 1。从表 1 结果分析可知: 在不同的损耗系数下, 人为主观评价与显著性的客观评价对于点云模型质量损耗的评判关系基本上成正比关系, 如图 10 所示。



表 1 点云模型质量损耗结果  
Tab. 1 Quality loss results of point cloud model

模型 编号	主观评价下质量损耗/%			客观评价下质量损耗/%			信噪比/dB
	最低损耗	最高损耗	平均损耗	0.3	0.2	0.1	
1	53	78	65.142 3	73.62	72.89	72.44	3.20
2	50	73	60.155 5	71.11	70.64	70.23	3.92
3	49	74	58.965 3	70.60	70.32	69.84	4.67
4	46	77	55.735 4	68.47	68.01	67.62	5.38

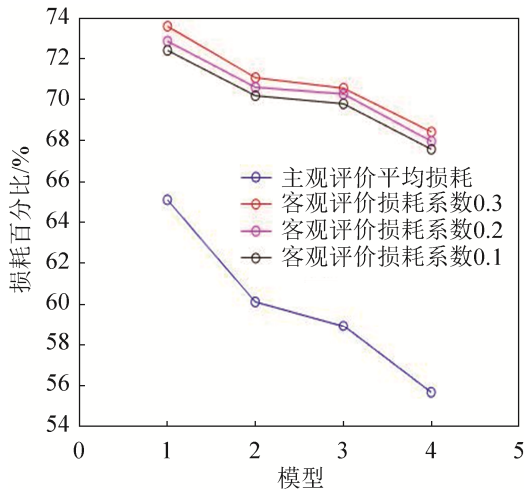


图 10 质量损耗折线图  
Fig. 10 Mass loss line chart

图 10 反应出利用相邻点法向量夹角作为评判依据的点云显著性评价在实验结果中具有有效性和客观真实性, 可以作为反应点云模型质量的依据。使用改进均值滤波法构建的点云模型在 0.3, 0.2, 0.1 的损耗系数下质量损耗平均降低了 2.32%, 使用时间帧加权法构建的点云模型在不同损耗系数下质量损耗平均降低了 2.73%, 同时使用两种方法对模型进行改进使得质量损耗平均降低 4.95%, 表明改进均值滤波和时间帧加权法对深度图像中的噪声点与深度值为 0 的异常点具有明显的抑制作用, 并且处理过的模型信噪比比原始模型提升了 2.18 dB, 滤波方法对点云质量的提升有明显的促进作用, 模型中边缘缺失与空洞部分得到了较好的填充, 改进效果明显, 具有实际应用价值。对比不同场景点云实际构建效果, 如图 11~12 所示。



图 11 处理前点云  
Fig. 11 Point cloud before processing



图 12 处理后点云  
Fig. 12 Point cloud after processing

可以看出: 光滑平整环境中深度数据采集效果明显没有结构层次丰富的效果好, 会出现部分深度数据缺失, 并且 Kinect 相机并不能对镜面等反射率较高的物体表面进行很好的判别与处理, 导致点云缺失和不匹配, 但改进均值滤波和时间帧加权法能用一些粗糙、匹配度不高的点云填补无数据导致的模型中产生的空缺部分, 根据场景不同在点云边缘的平滑处理方面进行优化, 提高点云质量与模型的可视化效果。

### 3.3 点云配准分析

运用 ICP 算法可以寻找单相机不同视角内点云的特征点对进行匹配, 完成从单一视角点云到完整三维室内环境的重建, 实际拼接结果如图 13~14 所示。



图 13 配准前

Fig. 13 Before registration



图 14 配准后

Fig. 14 After registration

本实验 ICP 算法采用了欧式距离最近点的迭代匹配算法, 遍历点云特征点对进行两片点云之间的配准, 这种方法计算简单, 从配准前后的模型可以看出, 基于欧氏距离的 ICP 算法对无明显特征的场景鲁棒性较好, 拼接部分对应准确, 无明显位移和缝隙, 配准之后的点云模型能够反应实际场景的相关特征, 边缘细节保持良好且没有产生重叠部分, 验证了算法的有效性, 可以通过基于欧氏距离的 ICP 算法拼接相邻区域点云, 完成对整个三维室内环境的配准与显示。

从图 15 中可以看出, 实际配准效果良好, 但由于 Kinect 相机采集数据点过多, 导致算法实际收敛速度变慢, 且算法对噪声敏感, 噪声较多和空洞部分容易造成错误匹配, 影响配准质量, 在后续仍需对算法继续改进。



图 15 配准后完整室内点云模型

Fig. 15 Complete indoor point cloud model after registration

## 4 结论

本实验主要以 Kinect 相机为数据获取与开发平台, 设计相关实验, 遵循室内环境建模的一般流程, 重点使用改进均值滤波与时间帧加权方法对深度图像进行降噪处理, 通过 ICP 配准算法生成完整室内环境点云模型, 增强三维重建的可视化效果。结果表明: 实验所选用的方法对深度图像起到了良好的滤波效果, 并对因为深度值缺失引起的点云空洞部分进行了填充, 保证环境真实度和边缘特征的同时提高了模型构建效果, 在显著性评价下点云质量有了明显的提升, 对于利用 Kinect 相机重建室内环境既有借鉴意义与参考价值。但在实验过程中, 主要采集数据为室内环境, 降噪的阈值设定与实验结果都与现实环境有关, 周边光照、布局摆放、阴影效果、物体反射角、表面粗糙度都会直接影响点云构建与后续降噪处理, 因此本次实验数据的设定在运用中有一定的局限性, 需要加以改进, 融入对周边阴影、光照、粗糙等干扰因素的判断, 加强模型构建算法的适用性, 提升算法效率与模型质量, 达到更好的表达效果。

## 参考文献:

- [1] Feng J, Teng Q, He X, et al. Reconstruction of Three-dimensional Heterogeneous Media from a Single Two-dimensional Section via Co-occurrence Correlation Function[J]. Computational Materials Science (S0927-0256), 2018, 144: 181-192.
- [2] 王亚琪, 陈成军, 李希彬, 等. 基于 Kinect 的轴类零件三维重建研究[J]. 计算技术与自动化, 2015(4): 126-131.  
Wang Yaqi, Chen Chengjun, Li Xibin, et al. Research on Kinect-Based 3D Reconstruction of Shaft-type Parts[J]. Computing Technology and Automation, 2015(4): 126-131.
- [3] Macknoja R. Design and Calibration of a Network of RGB-D Sensors for Robotic Applications over Large Workspaces[D]. Université d'Ottawa/University of Ottawa, 2013.
- [4] 陈晓明, 蒋乐天, 应忍冬. 基于 Kinect 深度信息的实时三维重建和滤波算法研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(4): 1216-1218.  
Chen Xiaoming, Jiang Letian, Ying Rendong. Research

- of 3D reconstruction and filtering algorithm based on depth information of Kinect[J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 30(4): 1216-1218.
- [5] Choi S, Zhou Q Y, Koltun V. Robust reconstruction of indoor scenes[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 5556-5565.
- [6] 李翔, 李泽丰, 李治江. 基于 Kinect 的人体三维重建方法[J]. *计算机系统应用*, 2018, 27(6): 180-185.  
Li Xiang, Li Zefeng, Li Zhijiang. 3D Reconstruction of Human Body Based on Kinect[J]. *Journal of Computer Systems*, 2018, 27(6): 180-185.
- [7] NieBner M, Zollhfer M, Izadi S, et al. Real-time 3D reconstruction at scale using voxel hashing[J]. *ACM Transactions on Graphics (S0736-721X)*, 2013, 32(6): 1-11.
- [8] Newcombe R A, Izadi S, Hilliges O, et al. Kinectfusion: Real-time dense surface mapping and tracking[C]// *ISMAR*. 2011, 11: 127-136.
- [9] 刘鑫, 许华荣, 胡占义. 基于 GPU 和 Kinect 的快速物体重建[J]. *自动化学报*, 2012, 38(8): 1288-1297.  
Liu Xin, Xu Huarong, Hu Zhanyi. GPU Based Fast 3D-Object Modeling with Kinect[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(8): 1288-1297.
- [10] 张娟, 张习民, 万旺根, 等. 利用显著性的点云模型客观质量评价[J]. *应用科学学报*, 2014, 32(5): 441-446.  
Zhang Juan, Zhang Ximin, Wan Wanggen, et al. Objective quality evaluation using significant point cloud model[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2014, 32(5): 441-446.
- [11] 胡正乙, 谭庆昌, 孙秋成. 基于 RGB-D 的室内场景实时三维重建算法[J]. *东北大学学报: (自然科学版)*, 2017, 38(12): 1764-1768.  
Hu Zhengyi, Tan Qingchang, Sun Qiucheng. Real-time 3D reconstruction algorithm for indoor scene based on RGB-D[J]. *Journal of Northeastern University: (Natural Science)*, 2017, 38(12): 1764-1768.
- [12] 王亚龙, 张奇志, 周亚丽. 基于 RGB-D 相机的室内环境 3D 地图创建[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(8): 2533-2537.  
Wang Yalong, Zhang Qizhi, Zhou Yali. 3D map creation of indoor environment based on RGB-D camera[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 32(8): 2533-2537.
- [13] Hijazi I H, Ehlers M, Zlatanova S. NIBU: a new approach to representing and analysing interior utility networks within 3D geo-information systems[J]. *International Journal of Digital Earth (S1755-1315)*, 2012, 5(1): 21.
- [14] Henry P, Krainin M, Herbst E, et al. RGB-D mapping: Using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[J]. *International Journal of Robotics Research (S0278-3649)*, 2013, 31(5): 647-663.
- [15] Santos J M, Portugal D, Rocha R P. An evaluation of 2D SLAM techniques available in robot operating system[C]// *2013 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR)*. IEEE, 2013: 1-6.
- [16] Chao Y, Tillo T, Yao Z, et al. Depth Map Driven Hole Filling Algorithm Exploiting Temporal Correlation Information[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting (S0018-9316)*, 2014, 60(2): 394-404.
- [17] Liu W, Chen X, Yang J, et al. Robust Color Guided Depth Map Restoration[J]. *IEEE Trans Image Process (S1057-7149)*, 2016, 26(1): 315-327.
- [18] Chen F, Hu T, Zuo L, et al. Depth map inpainting via sparse distortion model[J]. *Digital Signal Processing (S1051-2004)*, 2016, 58(C): 93-101.
- [19] Staranowicz A, Brown G R, Morbidi F, et al. Easy-to-use and accurate calibration of rgb-d cameras from spheres[C]// *Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 265-278.
- [20] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence (S0162-8828)*, 1992, 14(2): 239-256.
- [21] Senin N, Colosimo B M, Pacella M. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology[J]. *Robotics & Computer Integrated Manufacturing (S0736-5845)*, 2013, 29(1): 39-52.
- [22] 储珺, 聂春梅, 王璐, 等. 基于 SIFT 特征的多视点云数据配准和拼接算法[J]. *半导体光电*, 2011, 32(3): 442-447.  
Chu Jun, Nie Chunmei, Wang Lu, et al. Multi-viewpoint cloud data registration and splicing algorithm based on SIFT feature[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2011, 32(3): 442-447.
- [23] 周春艳, 李勇, 邹峥嵘. 三维点云 ICP 算法改进研究[J]. *计算机技术与发展*, 2011, 21(8): 75-77.  
Zhou Chunyan, Li Yong, Zou Wei. Research on Improvement of 3D Point Cloud ICP Algorithm[J]. *Computer Technology and Development*, 2011, 21(8): 75-77.
- [24] Li Y, Zheng Q, Sharf A, et al. 2D-3D fusion for layer decomposition of urban facades[C]// *International Conference on Computer Vision*. 2011.