

文章编号:1002-2082(2018)02-0200-07

保留边界特征的深度图像增强算法研究

周自顾¹, 曹 杰¹, 郝 群^{1,2}, 高泽东^{1,3}, 肖宇晴¹

(1. 北京理工大学 光电学院, 机器人与系统教育部重点实验室 北京 100081; 2. 清华大学 深圳研究生院, 深圳 518055; 3. 西安应用光学研究所, 陕西 西安 710065)

摘 要:针对现有深度图像增强算法存在边界保留特性差的问题,提出梯度掩模导向联合滤波(gradient mask guided joint filter, GMGJF)算法。利用深度图像进行 Sobel 梯度变换获取边界方向信息,利用深度图像空洞区域生成空洞掩模,再以边界方向和空洞掩模为导向联合彩色图像对深度图像进行迭代高斯滤波和空洞填充。实验结果表明,GMGJF 算法的 PSNR(peak signal to noise ratio)、SSIM(structural similarity index measure)比 IMF(iterative median filter)、GF(guided filter)、JBF(joint bilateral filter)算法的 PSNR、SSIM 至少提高了 3.50% 和 1.07%,不仅去噪能力、空洞填充能力最强,而且边界特征保持最好,有利于深度图像的特征提取与目标识别。

关键词:深度图像;梯度掩模导向联合滤波;空洞掩模;图像增强;PSNR

中图分类号:TN29 **文献标志码:**A **DOI:**10.5768/JAO201839.0202001

Depth image enhancement algorithm for preserving boundary

Zhou Zigu¹, Cao Jie¹, Hao Qun^{1,2}, Gao Zedong^{1,3}, Xiao Yuqing¹

(1. School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Key Laboratory of Biomimetic Robots and Systems(Ministry of Education), Beijing 100081, China; 2. Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China; 3. Xi'an Institute of Applied Optics, Xi'an 710065, China)

Abstract: The drawback of current depth image enhancement algorithms is poor performance of edge preserving. To solve this drawback, the gradient mask guided joint filtering(GMGJF)algorithm is proposed. The Sobel gradient transform is used to obtain the boundary direction information, and the hole region of the depth images was utilized to generate the hole mask. Furthermore, taking the boundary direction and the cavity mask as the guidance, the color image was jointed to perform iterative Gaussian filtering and hole filling on the depth image. Experimental results show that the peak signal to noise ratio(PSNR)and the structural similarity index measure(SSIM) of GMGJF algorithm are improved by at least 3.50% and 1.07% respectively, compared with the iterative median filter(IMF), guided filter(GF) and joint bilateral filter(JBF) algorithms, it has both the strongest ability of denoising and hole filling, and can remain the boundary features best, which is good for feature extraction and target recognition of depth image.

Key words: depth image; gradient mask guided joint filter; hole mask; image enhancement; PSNR

收稿日期:2017-10-19; 修回日期:2017-11-20

基金项目:国家自然科学基金(61275003,91420203,61605008);国家重大科学仪器设备开发专项项目(2014YQ350461);深圳市基础研究(学科布局)项目(JCYJ20170412171011187)

作者简介:周自顾(1991—),男,安徽阜阳人,硕士,主要从事图像处理方面的研究工作。E-mail:ahuzhouzigu@163.com

通信作者:郝群(1968—),女,山东淄博人,博士生导师,教授,主要从事精密光学测量、光电信息获取与处理工作。

E-mail:qhao@bit.edu.cn

引言

近年来,立体成像技术得到快速发展,其中包含场景深度信息的深度图像作为环境感知、场景理解的重要线索,在计算机视觉领域得到广泛应用,如机器人导航^[1-2]、人机交互^[3]、三维场景重建^[4-5]等。但利用深度传感器(如 Kinect, ToF 相机)获取的深度图像通常含有噪声和空洞^[6],降低了深度图像中深度值可靠性,因此,增强深度图像质量很有必要。

目前,深度图像增强算法主要是实现噪声去除和空洞填充功能。现有方法主要有以下 4 类:第一类是基于联合双边滤波(joint bilateral filter, JBF)算法^[7-8],该类算法主要利用校准的彩色图像和深度图像对深度图像进行去噪和空洞填充。此类算法能够有效去除深度图像中的噪声,并且填充空洞。但该类算法在细节保留特性方面比较差,当边界两边强度值相近时,将会导致边界模糊,降低图像中物体边界清晰度。第二类是基于联合三边滤波算法^[9-10],该类算法利用像素之间的空间距离、像素强度值相近性以及像素深度值相近性决定像素权重。相比于第一类算法,该类算法添加像素深度值相近性限制条件,解决了由于边界两边强度值相近时导致的边界模糊问题。但是,该算法增加了算法复杂度,耗时长,且处理后的深度图像中存在伪影。第三类是基于迭代中值滤波(iterative median filter, IMF)算法^[11],该类算法主要存在几何失真问题^[12]。第四类是导向高斯滤波(guided filter, GF)算法^[13],该类算法主要存在画质模糊和边界出现锯齿问题。

针对上述算法共同存在的细节模糊和边界保留特性差问题,本文提出一种梯度掩模导向联合滤波(gradient mask guided joint filter, GMGJF)算法。利用深度图像进行 Sobel 梯度变换获得边界方向信息,利用深度图像空洞区域生成空洞掩模,同时,以边界方向和空洞掩模为导向,联合彩色图像对深度图像进行迭代高斯滤波和空洞填充,获得增强的深度图像。

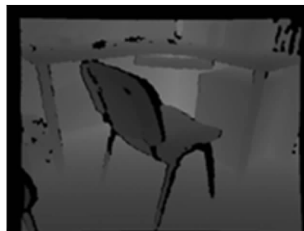
1 算法设计

1.1 空洞区域提取

本文以深度传感器 Kinect 为例,Kinect 采用结构光测量空间物体和传感器之间距离。该方法基于光编码技术,利用红外投影机把已知红外模式投射到空间物体上,通过 Kinect 红外摄像机捕获投射到物体上该模式的变形,经过特殊算法解析拍摄的变形模式,计算出前方空间中某个物体和 Kinect 之间的距离。Kinect 用 16 位的短整型数组存储测量得到的距离值,当红外摄像机无法捕获红外投影机所投射到空间中的点时,这些区域的位置无法正确解析,因此,Kinect 传回距离为 0 的信息,在深度图像中呈现为黑色空洞部分。Kinect 采集到的彩色图像和深度图像如图 1 所示,深度图像普遍存在噪声(图 1(b)中物体边缘毛刺部分)和空洞(图 1(b)中黑色空洞部分)问题。影响深度图像质量的因素主要有两方面:一方面是由传感器自身噪声干扰造成;另一方面是由于光照条件、物体表面特性、遮挡以及空间深度不连续性造成的无效深度值。利用深度图像中距离值是否为 0 进行空洞区域提取,结果如图 1(c)所示。



(a) 彩色图像



(b) 深度图像



(c) 空洞区域

图 1 Kinect 采集图像

Fig. 1 Images collected by Kinect

1.2 联合双边滤波器原理

JBF 是双边滤波器的一种改进算法,双边滤波器的权值都是由一幅待处理图像得到,而 JBF 则利用另一幅图像为待处理图像提供权值。用于深

度图像增强的传统 JBF 定义如下:

$$D'(p) = \frac{1}{\omega_p} \sum_{q \in \Phi_p} D(q) f_s^d(q_x - p_x, q_y - p_y) \cdot f_r^c(I^q - I^p) \quad (1)$$

式中: p, q 为像素; $D(q)$ 是原深度图像; $D'(p)$ 是增强后深度图像; Φ_p 是以 p 点像素为中心, 半径为 r 的滤波窗口, 即

$$\Phi_p = \{q = (q_x, q_y) \mid p_x - r \leq q_x \leq p_x + r, p_y - r \leq q_y \leq p_y + r\} \quad (2)$$

w_p 为滤波模板权值和, 如(3)式所示:

$$w_p = \sum_{q \in \Phi_p} f_{ds}^d(q_x - p_x, q_y - p_y) f_r^c(I^q - I^p) \quad (3)$$

式中 f_s^d 为空间高斯内核, 定义如下:

$$f_s^d(q_x - p_x, q_y - p_y) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{(q_x - p_x)^2 + (q_y - p_y)^2}{\sigma_s^2} \right)} \quad (4)$$

内核 f_r^c 测量彩色图像相邻像素之间强度值的差异, 定义如下:

$$f_r^c(I_q - I_p) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{I_q - I_p}{\sigma_r} \right)^2} \quad (5)$$

式中: σ_s, σ_r 均为高斯标准差; I^p, I^q 分别为 p 点像素和 q 点像素的强度值。

传统的 JBF 算法包括: 1) 空间高斯内核 f_s^d , 其作用主要为平滑图像; 2) 测量彩色图像相邻像素之间强度值差异的 f_r^c , 其作用主要为深度图像空洞填充。但由于高斯滤波根据相邻像素之间的距离确定权重, 在滤除噪声的同时, 容易导致图像细节丢失、边界特征模糊。 f_r^c 算子部分通过彩色信息进行空洞盲填充, 而盲填充容易造成丢失深度图像内部细节信息的过填充, 或造成填充不完整的欠填充。

1.3 梯度掩模导向联合滤波算法

针对 JBF 存在的高斯内核容易丢失边界特征及空洞盲填充导致深度图像空洞过填充或欠填充的问题, 提出 GMGJF 算法, 主要由梯度掩模导向联合滤波器迭代运算实现。 GMGJF 包括: 1) 具有 Sobel 梯度导向的高斯滤波核 f_{ds}^d 代替高斯滤波内核, 既实现了噪声滤除, 又为后续彩色信息填充空洞提供边界导向; 2) 增加空洞掩模滤波核, 为彩色信息进行空洞填充时提供空洞信息标识, 防止过填充或欠填充。 GMGJF 定义如下:

$$D'(p) = \frac{1}{w_p} \sum_{q \in \Phi_p} D(q) f_{ds}^d(q_x - p_x, q_y - p_y) \cdot D_{\text{mask}} f_r^c(I^q - I^p) \quad (6)$$

式中: $D'(p)$ 为增强后深度图像; $D(p)$ 为原深度图像; f_{ds}^d 为有 Sobel 梯度导向的高斯滤波核; D_{mask} 为空洞掩模滤波核; f_r^c 为测量彩色图像相邻像素之间强度值差异的滤波核; w_p 为滤波模板权值和, 即

$$w_p = \sum_{q \in \Phi_p} f_{ds}^d(q_x - p_x, q_y - p_y) D_{\text{mask}} f_r^c(I^q - I^p) \quad (7)$$

具有 Sobel 梯度导向的高斯滤波核 f_{ds}^d 如下式所示:

$$f_{ds}^d(q_x - p_x, q_y - p_y) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2} \right)} \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} x_\theta = (q_x - p_x) \cos \theta - (q_y - p_y) \sin \theta \\ y_\theta = (q_x - p_x) \sin \theta + (q_y - p_y) \cos \theta \end{cases} \quad (9)$$

式中 σ_x, σ_y 分别为水平方向和垂直方向标准差, 控制水平方向和垂直方向的平滑程度。 梯度导向高斯滤波核可以根据深度图像的边界方向 θ 进行旋转, 避免物体边界被模糊, 图 2 所示不同边界方向的梯度导向高斯滤波核。 边界方向 θ 的计算公式如下式所示:

$$\theta = \tan^{-1}(g_x/g_y) \quad (10)$$

式中 (g_x/g_y) 是通过 3×3 Sobel 变换得到的空间梯度。

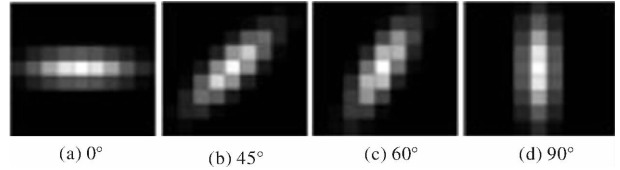


图 2 $\sigma_x=3, \sigma_y=1, 9 \times 9$ 像素窗口大小, 不同边界方向的梯度导向高斯滤波

Fig. 2 Example of 9×9 DGF kernels with $\sigma_x=3, \sigma_y=1$ in different angles

D_{mask} 为深度图像掩模, 用作空洞区域标识, 由空洞区域提取得到:

$$D_{\text{mask}} = \begin{cases} 1 & \text{非空洞区域} \\ 0 & \text{空洞区域} \end{cases} \quad (11)$$

此外, 深度图像中空洞区域大小不一, 相比于小空洞填充, 大空洞填充难度更大。 为得到更好的空洞填充效果, 本文采用迭代滤波方法。 如(12)式所示迭代滤波公式, 其中, $D^{(t)}(q)$ 表示第 t 次 GMGJF 处理结果, $D^{(t+1)}(p)$ 表示第 $t+1$ 次 GMGJF 处理结果:

$$D^{(t+1)}(p) = \frac{1}{w_p} \sum_{q \in \Phi_p} D^{(t)}(q) f_{ds}^d(q_x - p_x, q_y - p_y) \cdot D_{\text{mask}} f_r^c(I^q - I^p) \quad (12)$$

迭代滤波次数 T 的设定如(13)式所示:

$$T = \frac{\text{Area}_{\text{max}}}{\sigma_x * \sigma_y} \quad (13)$$

其中 Area_{max} 是空洞最大面积, 可以通过对空洞区域进行轮廓检测获得轮廓最大面积。 $\sigma_x * \sigma_y$ 表示水平方向标准差和垂直方向标准差乘积。

1.4 算法实现

本文提出以梯度掩模导向联合滤波器为核心的深度图像增强算法,流程图如图3所示。

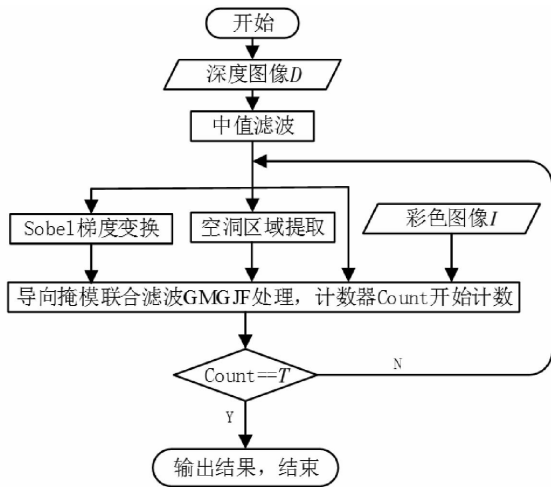


图3 算法流程图

Fig.3 Flow chart of algorithm

首先,原始深度图 D 进行中值滤波 (median filter, MF),滤除深度图像噪点得到 \bar{D} ;接着,对滤波后深度图像 \bar{D} 分别进行 Sobel 梯度变换和空洞区域提取,得到边界方向 D_θ 和空洞掩模 D_{mask} ;最后,利用彩色图像 I 和深度图像 \bar{D} 以边界方向 D_θ 和深度图像掩模 D_{mask} 为导向进行空洞填充,即进

行 GMGJF 处理,得到初步增强结果 D' 。计数器 Count 从 1 开始计数,每经过一次 GMGJF 处理,计数器加 1,然后与设定的迭代阈值 T 比较,若 Count 与 T 相等,表明已达到设定滤波次数,停止迭代滤波,空洞填充结束,输出最终处理结果,否则,用 D' 代替 \bar{D} 继续进行 GMGJF 处理,直到 Count 与 T 相等。

2 实验结果分析

为验证本文所提算法的可行性和有效性,将本文所提 GMGJF 算法分别与 IMF、GF 以及 JBF 算法进行对比实验。实验在 Intel Core i5-5200U CPU 2.2 GHz,内存为 8 GB 的 Windows 8.1 计算机上进行。

2.1 算法参数分析

本文所提 GMGJF 算法共有 4 个参数:控制深度图像水平方向平滑程度参数 σ_x 、控制深度图像垂直方向平滑程度参数 σ_y 、保持物体边界清晰参数 σ_r 以及滤波窗口半径大小 r 。合理的参数设置可以得到更好的处理结果。为得到各参数对深度图像处理结果的影响,利用 Middlebury 数据库中的 Reindeer^[14] 进行实验分析,实验结果如图 4 所示。

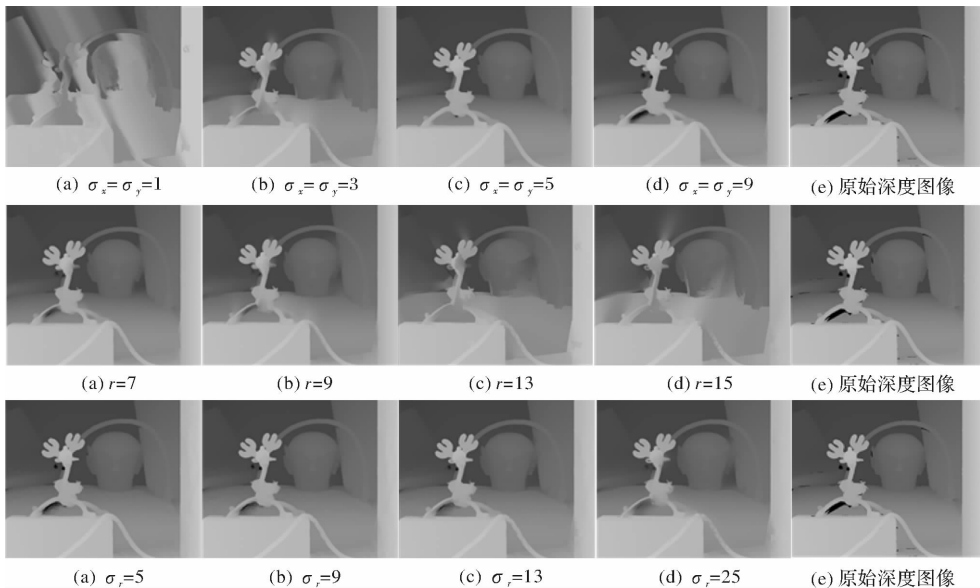


图4 Reindeer 处理结果

Fig.4 Reindeer processing results

第一组实验为测定参数 σ_x 和 σ_y 对处理结果的影响,设定 $\sigma_r=15, r=11$ 为常量,由于不知道哪个方向需要更多的平滑,所以预先设定 $\sigma_x=\sigma_y$,图 4 中第一行为 σ_x 和 σ_y 从 1 到 9 的部分实验结果,

分析实验结果可得, σ_x 和 σ_y 设定太小,则迭代次数较多,耗时较长,而且图像平滑过度,损坏原图像; σ_x 和 σ_y 设定太大,则迭代次数较少,空洞填充效果差。

第二组实验为测定滤波半径对处理结果的影响,设定 $\sigma_x=\sigma_y=3,\sigma_r=15$ 为常量,图4中第二行为 r 从3到15的部分实验结果,分析实验结果可得, r 设定太小,则滤波模板太小,空洞像素周围少数像素被用于空洞填充,填充效果差; r 设定太大,则滤波模板太大,用于空洞填充的周围像素太多,破坏物体边界清晰度。

第三组实验为测定参数 σ_r 对处理结果的影响,设定 $\sigma_x=\sigma_y=10,r=25$ 为常量,图4中第三行为 σ_r 从3到25的部分实验结果,分析实验结果可得, σ_r 主要影响图像中物体边界的清晰度, σ_r 设定越大,则边界越模糊。

2.2 数据库实验结果分析

为定量分析算法处理结果好坏,利用 Middlebury 数据库提供的 Dolls^[15]和 teddy^[16]数据进行实验,本文将数据库提供的深度图作为真实图,为测定处理后的结果在噪声去除方面和边界保留特性方面的效果,文中采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似指数测量(structural similarity index measure, SSIM)2个评价指标对比以上3种算法与本文算法的结果。为保证公平,所有算法均取最好的处理结果进行比较。如图5所示 Dolls 处理结果,算法各参数设置为 $\sigma_x=\sigma_y=7,\sigma_r=19,r=14$,表1为4种算法的 PSNR 测量值和 SSIM 测量值。图6所示为 teddy 处理结果,算法各参数设置为 $\sigma_x=\sigma_y=10,\sigma_r=27,r=20$,表2为4种算法的 PSNR 测量值和 SSIM 测量值。

PSNR 表征了算法对图像的去噪能力,其值越大说明图像增强的滤波效果越好,表1和表2中 PSNR 测量数据表明,本文提出 GMGJF 算法去噪能力最强。表1针对 Dolls 数据,PSNR 由 JBF 的 28.6369 提高到 29.6396,提高了 3.50%,表2针对 teddy 数据,PSNR 由 JBF 的 22.7526 提高到 24.1477,提高了 6.13%。SSIM 表征了算法对图像中物体边界特征的保持能力,其值越大说明处理结果与原图像越近似,即深度信息、边界特征保留得越好。表1和表2中 SSIM 测量数据表明,GMGJF 算法边界保留特性最好。表1针对 Dolls 数据,SSIM 由 JBF 的 0.975612 提高到 0.986029,提高了 1.07%,表2针对 teddy 数据,SSIM 由 JBF 的 0.867782 提高到 0.901682,提高了 3.91%。

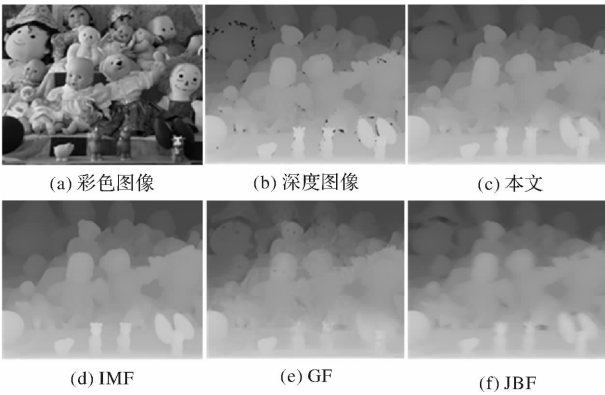


图5 Dolls 处理结果

Fig. 5 Dolls processing results

表1 Dolls 数据增强结果定量评价

Table 1 Quantities evaluation of Dolls data enhancement results

评价指标	算法			
	IMF	GF	JBF	GMGJF
PSNR	28.4929	27.7966	28.6369	29.6396
SSIM	0.974959	0.969965	0.975612	0.986029

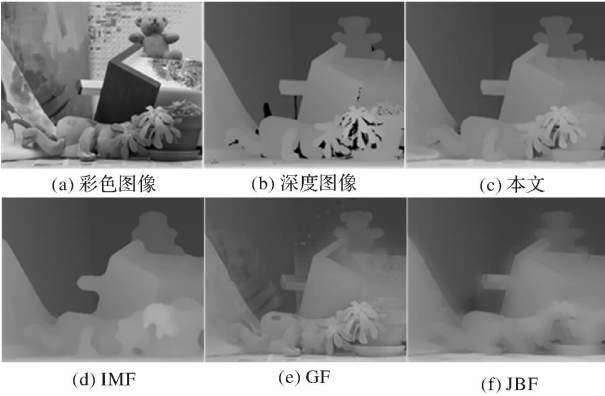


图6 teddy 处理结果

Fig. 6 Teddy processing results

表2 teddy 数据增强图像定量评价

Table 2 Quantities evaluation of teddy data enhancement results

评价指标	算法			
	IMF	GF	JBF	GMGJF
PSNR	21.9818	22.6901	22.7526	24.1477
SSIM	0.853616	0.865491	0.867782	0.901682

观察图5和图6各算法处理结果可得,4种算法都实现噪声滤除和空洞填充功能,但 IMF 算法增强深度图像时,导致物体边界出现严重的几何失真。如图6(a)、6(b)中屋顶烟囱尖锐边界特征及小熊轮廓,在图6(d)中表现为圆润的特征,同时,表2定量评价数据中 IMF 的 SSIM 值最低,与

原图像之间的相似性最差。GF 算法能保留物体边界清晰和完整,但结果中引入过多彩色图像纹理细节,如图 5(a)中娃娃眼睛以及图 6(a)中玩偶背上的斑点不应出现在增强图像中,而图 5(e)、图 6(e)中却存在,破坏了原始深度图像,影响深度信息准确性,因此表 1 和表 2 定量评价数据中 SSIM 值均较低;JBF 算法虽然能抑制纹理细节,但处理结果模糊,如图 5(f)、图 6(f)在图像细节上比图 5(b)和图 6(b)明显模糊;GMGJF 算法在实现了噪声滤除、空洞填充功能外,还保留物体边界清晰和完整,如图 6(c)保留了烟囱尖锐边界特征以及小熊完整轮廓,且没有引入玩偶背上斑点信息,画质清晰。表 1 和表 2 定量评价数据表明:表征图像去噪能力的 PSNR 值最大,表征边界保持特征的 SSIM 值最大,与人眼主管评价结果基本一致。因此,本文所提 GMGJF 算法在边界保留特性方面效果更好。

2.3 Kinect 采集图像实验结果分析

为验证本文所提算法在实际场景应用中的可行性和有效性,利用 Kinect 对室内场景进行图像采集,得到如图 1 所示大小为 640×480 像素的彩色图像和深度图像。运用本文提出算法对图 1(b)深度图像进行处理,得到如图 7 所示实验结果,其中各参数设置为 $\sigma_x=19, \sigma_y=15, \sigma_r=30, r=21$ 。

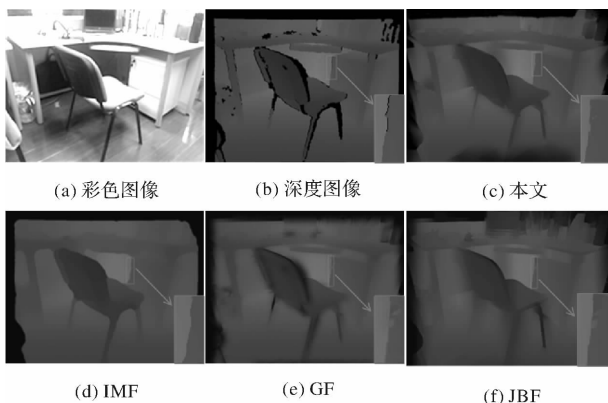


图 7 Kinect 采集图像实验结果

Fig. 7 Experiment results of image collected by Kinect

观察图 7 处理结果可得,对于实际场景采集的深度图像,GMGJF 算法也能在滤除噪声和填充空洞的同时,保持物体边界清晰和完整,如图 7(c)中放置的椅子以及桌子轮廓。为进一步说明算法在边界保留方面的特性,对图 7(b)中的细节部分(矩形框住的储物柜边缘)进行放大显示(图 7(b)右下角子矩形所示)。IMF 算法处理结果中物体边缘

发生严重的几何失真,如图 7(b)中桌子尖锐的轮廓线,而在图 7(d)中变得圆滑,且局部放大部分储物柜边缘扭曲严重,GF 算法和 JBF 算法无法完全填充空洞,如图 7(e)和图 7(f)中椅子背边缘部分和椅子腿部分,空洞依然存在,且 JBF 算法使物体边界模糊,如图 7(f)中椅子腿部分所示。

3 结论

GMGJF 算法利用深度图像 Sobel 梯度变换获取边界方向信息,利用深度图像空洞区域生成空洞掩模,再以边界方向和空洞掩模为导向联合彩色图像对深度图像进行迭代高斯滤波和空洞填充。边界方向信息解决高斯滤波的边界特征模糊问题,空洞掩模解决空洞过填充和欠填充的问题。利用彩色图像信息填充深度图像空洞,同时,结合迭代滤波方法,解决空洞填充效果差的问题,提高了空洞填充质量。通过 Middlebury 数据仿真和 Kinect 实际场景数据实验,对比研究了 IMF、GF、JBF 和 GMGJF 算法的去噪与边界保持性能。实验结果表明:GMGJF 算法的 PSNR 值和 SSIM 值均为最大,分别为 29.6396 dB 和 0.986029(针对 Dolls 图像),24.1477 dB 和 0.901682(针对 teddy 图像)。不仅能有效去除噪声、填充空洞,而且能保留物体边界清晰和完整。该算法能应用于深度图像的特征提取与目标识别领域的预处理,具有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] BUDZAN S, KASPRZYK J. Fusion of 3D laser scanner and depth images for obstacle recognition in mobile applications [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2016, 77(7): 230-240.
- [2] YANG Hong, QIAN Kun, DAI Xianzhong, et al. Kinect-based 3D indoor environment map building for mobile robot [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2013, 43(s1): 183-187.
- [3] 杨鸿, 钱堃, 戴先中, 等. 基于 Kinect 传感器的移动机器人室内环境三维地图创建[J]. 东南大学学报: (自然科学版), 2013, 43(s1): 183-187.
- [4] QIN Chaolong, SONG Aiguo, WU Changcheng, et al. Scenario interaction system of rehabilitation training robot based on Unity 3D and Kinect[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 530-536.
- [5] 秦超龙, 宋爱国, 吴常铨, 等. 基于 Unity 3D 与 Ki-

- nect 的康复训练机器人情景交互系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 530-536.
- [4] TANG S, ZHU Q, CHEN W, et al. Enhanced RGB-D mapping method for detailed 3D indoor and outdoor modeling [J]. *Sensors*, 2016, 16(10): 1589.
- [5] GUO Lianpeng, CHEN Xiangning, LIU Bin, et al. 3D-object reconstruction based on depth images by Kinect sensor[J]. *Journal of Applied Optics*, 2014, 35(5):811-816.
郭连朋, 陈向宁, 刘彬, 等. 基于 Kinect 传感器多深度图像融合的物体三维重建[J]. *应用光学*, 2014 (5):811-816.
- [6] MALLICK T, DAS P P, MAJUMDAR A K. Characterizations of noise in kinect depth images: A review [J]. *Sensors Journal IEEE*, 2014, 14 (6): 1731-1740.
- [7] LIU R, LI B, HUANG Z, et al. Hole filling using joint bilateral filtering for moving object segmentation [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2014, 23 (6): 063021.
- [8] LI Zhifei, CHEN Yuan. Kinect depth image filtering algorithm based on joint bilateral filter [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(8): 2231-2234.
李知菲, 陈源. 基于联合双边滤波器的 Kinect 深度图像滤波算法 [J]. *计算机应用*, 2014, 34 (8): 2231-2234.
- [9] JUNG S W. Enhancement of image and depth map using adaptive joint trilateral filter [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(2): 258-269.
- [10] XIAGN X, YAN Z, NAN C, et al. A modified joint trilateral filter based depth map refinement method [C]. US:IEEE,2016.
- [11] BAPAT A, RAVI A, RAMAN S. An iterative, non-local approach for restoring depth maps in RGB-D images[C]. US:IEEE, 2015.
- [12] YANG Q, AHUJA N, YANG R, et al. Fusion of median and bilateral filtering for range image upsampling[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2013, 22(12):4841-4852.
- [13] HORNG Y R, TSENG Y C, CHANG T S. Stereoscopic images generation with directional Gaussian filter[C]. US:IEEE,2010.
- [14] SCHARSTEIN D, PAL C. Learning conditional random fields for stereo[C]. US:IEEE,2007.
- [15] HIRSCHMULLER H, SCHARSTEIN D. Evaluation of cost functions for stereo matching[C]. US:IEEE,2007.
- [16] QIAN Jun, LI Liangfu, ZHOU Fengfei, et al. Depth image enhancement algorithm based on structure feature guidance filter[J]. *Journal of Applied Optics*, 2016, 37(2):203-208.
钱钧, 李良福, 周锋飞, 等. 基于结构特征引导滤波的深度图像增强算法研究[J]. *应用光学*, 2016, 37 (2):203-208.