一种改进的非锐化掩模深度图像增强算法

冯 策, 戴树岭

(北京航空航天大学 自动化与电气工程学院,100191 北京)

摘 要: 针对深度图像平滑过程中会模糊细节的缺点,提出了自适应的非锐化掩模深度图像增强算法.首先将深度图对应的彩色图像作为联合双边滤波的引导图,利用彩色图像相关特征修复了深度图像的缺失和毛糙,然后将双边滤波后的深度图像与高斯滤波后的深度图像作差,提取出不含噪声的高频部分,克服了经典非锐化掩模算法放大高频噪声的缺点,最后根据边缘以及细节的模糊程度,自适应地调节叠加到图像上的高频部分.实验结果表明,设计的算法有效地增强了深度图像细节,抑制了平坦区域的噪声,并填补了边缘缺失,较好地改善了深度图像的质量.

关键词: 深度图;图像增强;非锐化掩模;双边滤波;深度图修复

中图分类号: TN911.73 **文献标志码**: A **文章编号**: 0367-6234(2014)08-0107-06

An improved unsharp masking method for depth map enhancement

FENG Ce, DAI Shuling

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics,100191 Beijing, China)

Abstract: An adaptive unsharp masking filter is proposed to enhance the details blurred in the depth map filtered. Firstly, the color image is used as guided image in joint bilateral filter to recover the lost region and reduce the noise. Then a mask is extracted by subtracting a low-pass filtered depth map from the bilateral filtered depth map, which effectively overcomes the shortcoming of traditional method that amplifies high-frequency noise. Finally, according to degree of blur, the spatial importance is adaptively added to the depth map filtered. Experimental results show that the proposed method performs better in enhancing the details, reducing noise and recovering the lost region of depth map.

Keywords: depth map; image enhancement; unsharp masking; bilateral filter; depth map inpainting

深度图像的获取是机器视觉中的重要步骤,三维重建、碰撞检测、增强现实、模式识别等都依赖于对深度图像的分析.由于深度信息独立于光照以及物体表面的光反射特性,与传统的图像相比,深度图像不受光照改变以及阴影的影响,因此,深度图像更容易表现物体的特征,适用于提升机器视觉任务的可靠性和实时性.

深度图像通常由双目相机,阵列相机以及深度相机[1]进行采集,然而由于采集设备获取的深度图质量不高,通常存在图像缺失,分辨率低,以及噪声严重等问题,制约了深度信息在工业上的应用.所以如何来改善深度图的质量是本文所要研究的内容.

1 问题分析

由传感器获取的深度信息主要存在以下两方面问题:由于摄像头精度问题所固有的误差和光噪声;由于在物体边缘处存在深度不连续性,导致在对象的边界处会出现许多空洞,即深度缺失.

近些年,研究人员在深度图像质量优化方面做出了许多工作.在深度图降噪方面,文献[2]改进了自适应核回归算法,对深度图像进行了降噪的同时保持了细节,但是没有修复缺失,并且计算复杂度较高.文献[3]采用了三边滤波法进行降噪处理,并在时域上增强了图像细节,但预处理流程复杂,需

收稿日期: 2013-09-10.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50975010);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(YWF-13-D2-HK-26).
作者简介: 冯 策(1984—),男,博士研究生;
戴树岭(1966—),男,教授,博士生导师.
通信作者: 冯 策, fengce1984@163.com.

要对图像进行分割以及前景提取等.在深度图修复缺失方面,文献[4]分别采用两种尺寸的窗体对深度图像进行中值滤波,大尺寸窗体用来填充缺失,小窗体用来平滑噪声,但是算法没有解决边缘毛糙的问题.文献[5]提出了时域滤波深度图修复增强算法,但是这种方法复杂度高,也不适用于修复单幅的深度图像.文献[6]在硬件方面作了创新,提出了结合深度相机与双目相机方式来修复深度图像,但是系统过于庞大,不易于实现.

这里针对传统修复算法存在的问题提出了深度图增强的分析方法:1)结合空间滤波算法与空间图像增强算法来提高图像质量,目的是滤除噪声同时增强被模糊的细节部分;2)深度图像的缺失通常存在于边缘部分以及深色部分,利用深度图对应的彩色图像相关性填补图像中缺失的部分.根据以上分析,本文改进了经典的非锐化掩模算法[7],并结合了联合双边滤波法,构造出了自适应的深度图像增强的算法,既可以填补缺失,平滑噪声,又可以保持细节的清晰.

2 自适应的非锐化掩模深度图像增强算法

2.1 改进的非锐化掩模算法

如图 1 所示,经典的非锐化掩模是将图像的高频部分与原图像叠加的增强过程,如下式所示,高频部分是通过原图像与图像的低频部分作差得到的.通常深度图像包含 3 种类型的区域:边缘区域、平坦区域和细节区域,对应图 2、3 中的标号 1、2、3 部分,其中细节区域和边缘区域包含图像的重要信息,图像增强的主要目的是对这两类区域作适当的增强,同时尽量避免放大图像噪声.

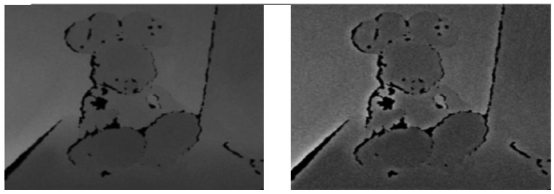
$$D_i - \hat{G} * D_{\mathrm{i}} = \Delta D_{\mathrm{i}}, \tag{1}$$

$$\lambda \cdot \Delta D_{\mathrm{i}} + D_{\mathrm{i}} = D_{\mathrm{o}}. \tag{2}$$

其中:D_{i} 为待处理的深度图,D_{o} 为增强后的深度图像,$\hat{G} * D_{\mathrm{i}}$ 为原图像高斯滤波的过程,ΔD_{i} 为得到的图像高频部分,λ 为增强部分的权重因子.

非锐化掩模算法非常适用于深度图像的增强,原因如下:1) 深度图和彩色图不同,彩色图像中存在高光和阴影等不希望增强的部分,而这些部分在深度图像中是不存在的;2) 非锐化掩模的高频掩模部分,通常一侧是光晕,另一侧是阴影,如图 4 中的掩模 ΔD_{i} 所示,主要适用于不同层次物体间的边缘以及细节区域的增强,而深度图像中高对比度的部分主要是边缘区域和细节区域.2006 年 Luft 等[8]利用深度图的高频部分叠加到彩色纹理上,进而增强彩色图像的边缘以及细节部分.

经典的非锐化掩模算法的缺点是会导致平坦区域高频噪声的放大,如图 1 所示,本文思想是结合保边的滤波算法,克服经典方法的缺点,修复图像的同时增强图像细节以及边缘部分.



(a)原深度图像 (b)经典方法

图 1 非锐化掩模算法

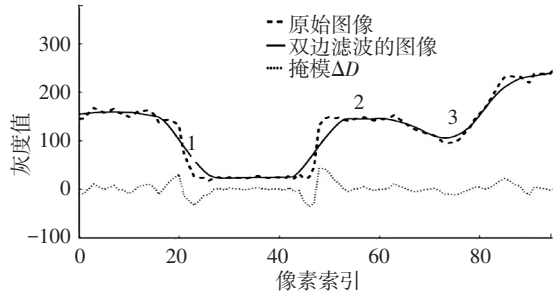


图 2 高斯滤波掩模

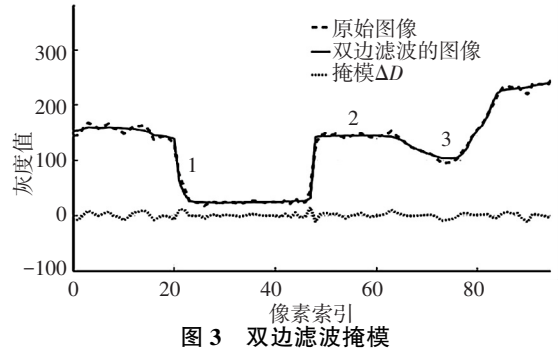


图 3 双边滤波掩模

从图 2 中可见,ΔD 是原图像与高斯模糊图像作差所得到的高频部分,图 2 中标号 2 位置对应的 ΔD 是高频噪声,而这一高频部分是图像增强中所不需要的,因此如何滤除平坦区域的高频噪声,修补缺失,增强细节以及边缘区域部分是本文所追求的目标.根据需求本文联想到了保持边缘的滤波算法:双边滤波法.

经典的高斯滤波是利用局部加权平均的思想,但是平滑了图像的同时,也模糊了图像的边缘.为了保持图像边缘信息,Tomasi 等提出了双边滤波算法[9],不仅考虑了距离权重,也考虑到了像素灰度相似性,其中与中心像素相似的邻域像素的权重较大,即加权平均的贡献较大;而非相似的邻域像素则权重很小,几乎不参与加权平均,因此双边滤波这种特性很好地保持了图像边缘,即高频部分,模型如下式所示.

$$I^p = \frac{1}{k^p} \sum_{q \in \Omega^p} I_{\mathrm{i}}^q \, w_{\mathrm{r}}(p,q) w_{\mathrm{s}}(I_{\mathrm{i}}^p, I_{\mathrm{i}}^q). \tag{3}$$

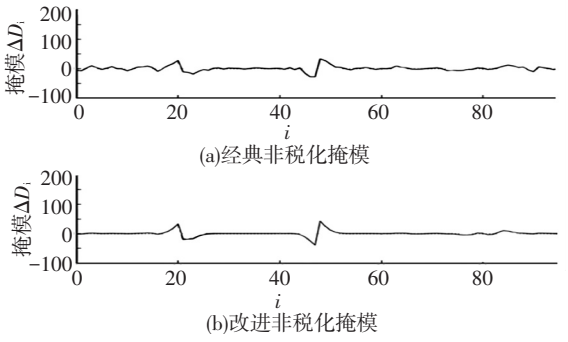
其中：I 为输出图像，I_i 为输入图像，w_r 为灰度相似度权重因子，w_s 为几何相似度的权重因子，权重函数为高斯分布函数.

从图 3 中可见，本文将双边滤波法应用到了一维图像上，并与原图像作差，仅得到平坦区域的高频噪声，而边缘区域的高频部分 ΔD 趋近于 0.对比图 2 与图 3，平坦区域 ΔD 基本相同，由此可知，如果参数设置适当，双边滤波法和高斯滤波法在平坦区域的滤波效果相似，因此可以利用这个特点对传统非锐化掩模算法进行改进：将双边滤波法应用到原图像上，平滑原图像平坦区域的高频噪声，再与高斯滤波的低频图像作差，得到了降噪的高频部分 ΔD，如图 3 所示. 图 4(a) 是经典的非锐化掩模算法得到高频部分 ΔD，图 4(b) 是本文改进的算法得到的高频部分 ΔD，可以看出改进算法后得到 ΔD 中的噪声部分趋近于 0，利用去噪的 ΔD 进行局部掩模计算，这样得到的图像只会增强细节和边缘部分，不会增强噪声部分，有效地克服了经典非锐化掩模放大噪声的缺点.改进后的算法为

$$\hat{B} * D_i - \hat{G} * D_i = \Delta D_i, \tag{4}$$

$$\lambda \cdot \Delta D_i + \hat{B} * D_i = D_o. \tag{5}$$

其中：D_i 为待处理的深度图，D_o 为增强后的深度图像，$\hat{B} * D_i$ 为对图像进行双边滤波的过程，$\hat{G} * D_i$ 为原图像高斯滤波的过程，ΔD_i 为得到的像高频部分，λ 为增强部分的权重因子.



(a)经典非锐化掩模

(b)改进非锐化掩模

图 4　经典和改进非锐化掩模 ΔD

图 5 为经典非锐化掩模的算法流程，对应式(1)、(2)：待处理图像 D_i 与经过高斯滤波的图像 $\hat{G} * D_i$ 作差得到掩模 ΔD_i，再将 ΔD_i 乘以权重 λ，并叠加到图像 D_i 上，得到增强后的图像 D_o.

图 6 为改进后的算法流程，对应式(4)、(5)：将经过双边滤波的图像 $\hat{B} * D_i$ 与经过高斯滤波的图像 $\hat{G} * D_i$ 作差得到掩模 ΔD_i，再将 ΔD_i 乘上权重 λ，并叠加到双边滤波的图像 $\hat{B} * D_i$ 上，得到增强后的图像 D_o.

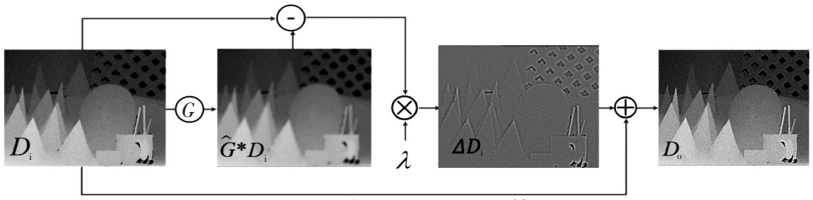


图 5　经典的非锐化掩模算法

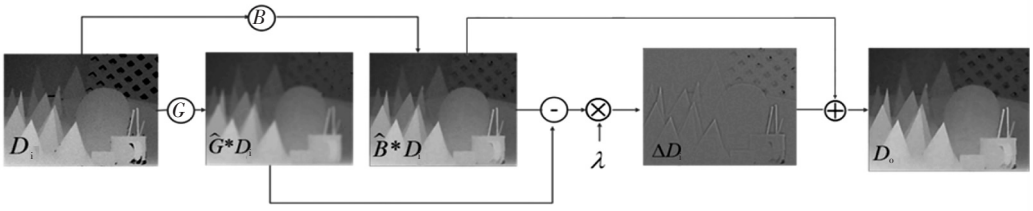


图 6　改进后的非锐化掩模算法

2.2　滤波器的改进

本文对式(4)中的双边滤波法 $\hat{B}$ 的改进目标是保持边缘和细节清晰；填补缺失，平滑噪声.

深度图缺失通常是由于深度不连续性造成的，这部分缺失一般处于边缘位置，传统的图像缺失修复方式是利用窗口内邻域像素加权平均进行填充，但是处于边缘部分的缺失像素，其邻域会分为前景和背景部分，如果利用全部的邻域信息进行填充，会导致待填充像素信息的不准确，即前景和背景的混淆，这样就无法保证边缘以及细节部分的清晰性.

根据以上存在的问题进行分析：1) 缺失区域的深度像素对中心像素的填充没有参考价值；2) 只有处于同一平面物体的深度信息才有参考价值.根据以上分析，本文改进了增强算法中的滤波法，使其在抑制噪声的同时能够修复深度图像的缺失.本文利用联合双边滤波的思想来解决前后背景像素混淆的问题，联合双边滤波[10]是一种非线性的滤波方法，是在双边滤波法[9]的基础上提出来的，是结合了引导图灰度相似度和空间邻近度的滤波法.本文利用引导图像素间的灰度相关性来判断邻域像素是否有效，即对于中心像素是否具有贡献.邻域像素为有效像素，需要满足两方面的条件：1) 不是缺失像素.如果不是缺失像素，

其深度值可以作为加权平均的参考值,从实验获取的深度图,以及网上公开测试集中可知缺失像素的灰度值为 0,因此本文将缺失阈值设定为 0,即 $D_{\mathrm{th}}=0$,判定缺失像素的权重为 $H(D^q)$,当 $D^q>D_{\mathrm{th}}$ 时,此邻域像素不是缺失像素. 2) 与中心像素的灰度值相近. 只有与中心像素处于同一平面的邻域像素才认为是有效的,同平面的标准是利用引导图像中的像素灰度相似性来判断,本文所使用的引导图像是深度图像对应的彩色图像,如下式所示,判定同一平面的权重为 $w_{\mathrm{r}}(I^p,I^q)$,其中 I^p 代表在彩色图像中 p 位置的像素,I^q 代表在彩色图像中 q 位置的像素,w_{r} 为高斯函数.

因此 $\hat{B}$ 写成为

$$D_{\mathrm{b}}^p=\frac{1}{k^p}\sum_{q\in\Omega^p}D^q\,w_{\mathrm{s}}(p,q)w'(D^q,I^p,I^q). \tag{6}$$

$$w'(D^q,I^p,I^q)=w_{\mathrm{r}}(I^p,I^q)H(D^q). \tag{7}$$

$$H(D^q)=\begin{cases}1, & D^q>D_{\mathrm{th}};\\ 0, & \text{其他.}\end{cases} \tag{8}$$

$$w_{\mathrm{r}}(I^p,I^q)=\exp\left(-\frac{|I^p-I^q|^2}{2\sigma_{\mathrm{r}}^2}\right). \tag{9}$$

$$w_{\mathrm{s}}(p,q)=\exp\left(-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_{\mathrm{s}}^2}\right). \tag{10}$$

$$k^p=\sum_{q\in\Omega^p}w_{\mathrm{s}}(p,q)w'(D^q,I^p,I^q). \tag{11}$$

其中:D_{b} 为双边滤波后的深度图像,$H(D^q)$ 为判断像素是否有效的权重因子,I 为联合滤波的引导图像,D_{th} 为判断像素是否缺失的阈值,$w_{\mathrm{s}}(p,q)$ 为距离权重,$w_{\mathrm{r}}(p,q)$ 为引导图灰度权重.

式(4) 中的高斯滤波 $\hat{G}$ 作用是获取低频信息,不需要保持边缘清晰,因此只需要填补缺失像素为

$$D_{\mathrm{g}}^p=\frac{1}{k^p}\sum_{q\in\Omega^p}D^q\,w_{\mathrm{s}}(p,q)H(D^q). \tag{12}$$

$$k^p=\sum_{q\in\Omega^p}w_{\mathrm{s}}(p,q)H(D^p). \tag{13}$$

其中:D_{g} 为高斯滤波后的深度图像,$H(D^q)$ 为式(8) 所示,$w_{\mathrm{s}}(p,q)$ 为距离权重式(10) 所示.

2.3 自适应图像增强

在有效的处理图像的同时,尽可能最大程度的保证原图像深度信息的准确性,避免引入新的深度信息,因此在叠加高频信息时需要对权重因子作适当优化.

自适应深度图像增强的目标:1) 削弱叠加到高对比度(边缘)处的高频部分,避免过冲现象. 2) 重点增强低对比度的细节区域.

通过对高频部分 $|\Delta D|$ 观察,处于边缘处的 $|\Delta D|$ 值较大,一些细小几何结构变化部分的 $|\Delta D|$ 值较小,处于平坦区域的 $|\Delta D|$ 值接近于 0,如图 3 所示. 根据以上特点进行分析,本文改进了权重值 λ,用自适应的参数替代了传统权重值 λ.

$$\lambda=f(\Delta D)=\frac{2}{1+\left(\dfrac{m}{|\Delta D|}\right)^E}. \tag{14}$$

因此 $\lambda\cdot\Delta D$ 转化为

$$\lambda\cdot\Delta D=\tau(\Delta D)=\frac{2\cdot|\Delta D|}{1+\left(\dfrac{m}{|\Delta D|}\right)^E}. \tag{15}$$

函数中的 m 为阈值,由图 7 可见,当 $|\Delta D|$ 高于 m 被削弱,即 λ 小于 1,这样减弱叠加到高对比度处的高频部分 ΔD,避免增强过度的情况;当 $|\Delta D|$ 低于 m 时被增强,即 λ 大于 1,这样重点增强了低对比度的部分,弥补了传统滤波器会导致细节模糊的不足.参数 E 控制了削弱增强的程度.

对于阈值 m 的选取,对一组图片进行测试,当 $\lambda=1$ 时,归一化后的 $|\Delta D|$ 为 0.032 5 时的图像会出现过冲效果,因此本文选取 m 值为 0.032 5,函数曲线如图 8 所示. 通过实验效果和曲线两方面进行比较,$E=-3$ 时效果最为理想. 从曲线中可以看出,当 $E=-4$ 时 $\lambda\cdot\Delta D$ 超过了 0.032 5,而 $E=-2$ 时高对比度部分增强过度.

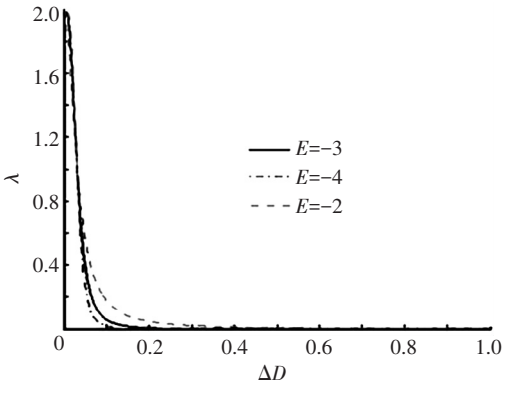


图 7 自适应权重 λ 曲线图

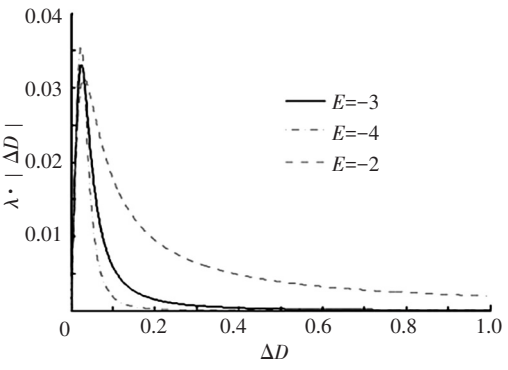


图 8 $\lambda\cdot|\Delta D|$ 曲线图

图 9 为不同 λ 叠加效果，由图 9(c)的图片可见，$|\Delta D| > 0$ 的部分是非平坦区域，包括边缘和细节变化区域：$\Delta D < 0$ 是边缘内侧部分，用 ΔD_- 表示，$\Delta D > 0$ 是边缘外侧部分，用 ΔD_+ 表示，当 $\Delta D < 0$ 时叠加后的边缘内侧会呈现光晕状，$\Delta D > 0$ 边缘外侧会呈现出阴影状. 由于光晕出现在边缘内侧，即相对的前景物体上，如果光晕范围过大或者过强会影响前景物体深度信息的准确性.

如图 9(a)所示，方框内脚部边缘的光晕过强. 因此 ΔD_- 部分要弱于 ΔD_+ 部分，本文改进了式(5)，对于不同 ΔD 使用不同的权重因子来增强，即

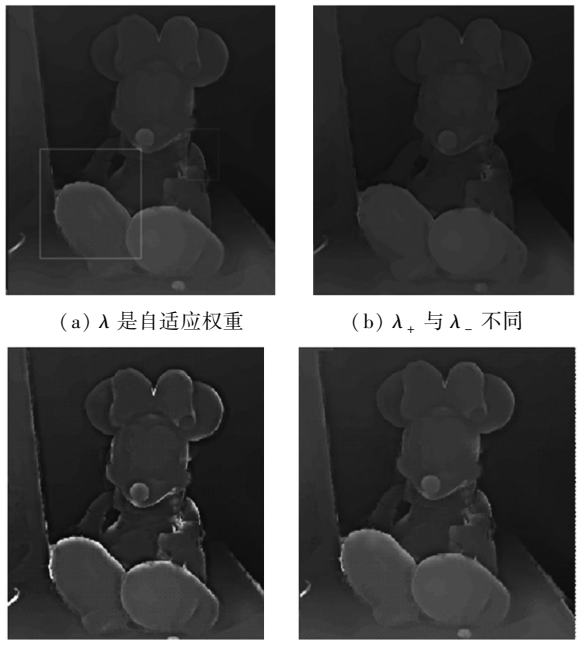
$$\lambda_+ \cdot \Delta D_+ + \lambda_- \cdot \Delta D_- + \hat{B} \cdot D_i = D_o, \quad (16)$$

$$\lambda_+ = \frac{2}{1 + \left(\frac{0.0325}{\Delta D_+}\right)^{-3}}, \quad (17)$$

$$\lambda_- = \frac{1.6}{1 - \left(\frac{0.0325}{\Delta D_-}\right)^{-3}}. \quad (18)$$

其中：D_i 为待处理的深度图，D_o 为增强后的深度图像，$\hat{B} * D_i$ 为原图像双边滤波的过程，λ_+ 和 λ_- 分别为 ΔD_+ 和 ΔD_- 高频部分的权重因子.

图 9 的 4 幅图展示了是不同权重下的深度图像增强效果. 其中 9(a)、9(c)、9(d)是 λ_+ 与 λ_- 相同时的增强效果，而 9(b) 是 λ_+ 与 λ_- 不同时的增强效果，对比可见 9(b)的效果较为理想.



(a) λ 是自适应权重　(b) λ_+ 与 λ_- 不同

(c)过冲，$\lambda = 5$　(d)权重为固定值，$\lambda = 1.5$

图 9 不同 λ 叠加效果

3　实验结果

采用本文所提出的方法对一组 kinect 采集的深度图像[11]进行处理，如图 10 所示. 针对 640×480 分辨率的深度图像，当滤波窗口大小为 15×15，灰度权重的标准差 σ_r 为 0.1，距离权重的标准差 $\sigma_s = 5$ 时的实验效果比较理想. 图 10 中将本文的算法结果与修复缺失的双边滤波法结果进行比较，从放大的细节区域可以看到，本文算法对于细节部分给予了很好的增强.



(a)彩色图像　(b)原始深度图像　(c)修复缺失的双边滤波　(d)本文算法　(e)细节放大

图 10　实验结果

由图10中细节放大部分可见,宠物的毛绒边缘增强效果比较理想;其中第5行图片中,玩偶帽沿的边缘部分以及鼻子细节部分增强效果也较明显.

4 结 论

1)提出了改进的非锐化掩模深度图像增强算法,利用联合双边滤波法对图像的高频信息进行提取,克服了传统方法放大高频噪声的缺点,增强了深度图像边缘以及细节的部分.

2)采用了深度信息对应的彩色图作为引导图,修复了深度图像的缺失,改善了深度图像的质量.

3)在一组低质量的深度图像上测试了该算法,图像质量提升效果明显.但是算法缺点是在修复较大缺失过程中比较耗时,滤波窗口的尺寸不满足实时性的需求. 由于该算法满足并行计算的要求,因此下一步计划在GPU上实现该算法,并尝试采用引导滤波法[12]来提升效率.

参考文献

[1] FOIX S, ALENYA G, TORRAS C. Lock-in time-of-flight (ToF) cameras: a survey[J]. Sensors Journal, IEEE, 2011, 11(9): 1917-1926.

[2] KIM S Y, CHO W, KOSCHAN A, et al. Depth map enhancementusing adaptive steering kernel regression based on distance transform [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 6938: 291-300.

[3] KIM S Y, CHO J H, KOSCHAN A, et al. Spatial and temporal enhancement of depth images captured by a time-of-light depth sensor [C]//20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Istanbul: IEEE, 2010: 2358-2361.

[4] MAIMONE A, FUCHS H. Encumbrance-free telepresence system with real-time 3d capture and display using commodity depth cameras [C]//10th IEEE International Symposium in Mixed and Augmented Reality (ISMAR). Basel, Switzerland: IEEE, 2011: 137-146.

[5] MATYUNIN S, VATOLIN D, BERDNIKOV Y, et al. Temporal filtering for depth maps generated by kinect depth camera[C]//3DTV Conference: The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON). Antalya, Turkey: IEEE, 2011: 1-4.

[6] KIM S Y, LEEE K, HO Y S. Generation of roi enhanced depth maps using stereoscopic cameras and a depth camera[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2008, 54: 732-740.

[7] LEU J G. Edge sharpening through ramp width reduction [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(6/7): 501-514.

[8] LUFT T, COLDITZ C, DEUSSEN O. Image enhancement by unsharp masking the depth buffer [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 1206-1213.

[9] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//International Conference on Computer Vision (ICCV). Bombay: IEEE, 1998: 839.

[10] PETSCHNIGG G, SZELISKI R, AGRAWALA M. Digital-photography with flash and no-flash image pairs[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 664-672.

[11] LAI K, BO L, REN X, et al. A large-scale hierarchical multi-view RGB-Dobject dataset [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Shanghai: IEEE, 2011: 1817-1824.

[12] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[M]. Heidelberg, Berlin: Springer, 2010: 1-14.

(编辑 魏希柱)