

一种层析深度图像去噪算法

谭志国^{1,2}, 欧建平¹, 张 军¹, 何 杰²

¹国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

²武警警官学院信息工程系, 四川 成都 610213

摘要 常规图像去噪方法难以去除飞行时间技术或结构光等深度传感器所获取的深度图像中的大量噪声, 因此提出一种根据图像深度值进行分层的去噪算法。该算法首先对深度图像实现噪声强度估计, 根据噪声强度和深度图像的探测距离范围, 确立图像的的深度层级间隔, 并得到分层级的深度图像, 然后对每一层级的深度图像进行去噪, 最后对分层级的图像进行拼合, 合成完整深度图像。实验结果表明, 该算法能够有效去除图像中不确定性干扰噪声, 同时较好地保持图像中目标和景物背景的原始细节以及边缘信息。

关键词 图像处理; 深度图像; 层析去噪; 噪声强度; 空洞填补

中图分类号 TP391; TN29 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0510002

A Laminar Denoising Algorithm for Depth Image

Tan Zhiguo^{1,2}, Ou Jianping¹, Zhang Jun¹, He Jie²

¹College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

²Department of Information, Armed Police College of Chinese Armed Police Force, Chengdu, Sichuan 610213, China

Abstract Conventional denoising methods cannot deal with much noise in depth images, which are acquired by time-of-flight or structured light depth sensors. So, a laminar denoising algorithm is proposed in this paper, which evaluates the noise level of the image, and depth image laminas are acquired with established depth lamina level according to noise level. Then, noises and holes are removed in every lamina. At last, all lamina images are combined into a whole depth image. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can not only remove the uncertain interferential noise, but also maintain the original detail and edges of objects in the depth images.

Key words image processing; depth image; lamina denoising; noise intensity; hole filling

OCIS codes 100.1830; 100.2000; 110.1758

1 引 言

深度图像能较好地表现图像及目标的三维特性, 是机器视觉领域研究的新重点和热点之一。但目前商用较多的飞行时间技术(TOF)、结构光深度传感器所获取的深度图像包含大量噪声, 容易导致目标检测、目标提取以及动作识别等处理过程失效或错误, 因此, 去噪是后续深度图像处理的基础与前提。

目前, 针对深度图像的去噪方法主要分为两类。

1) 直接利用已有的针对彩色图像的去噪方法, 其通过构建图像中位置上不相邻但其他特征(如物体的边缘结构等)具有相似性的区域, 并在这些相似性区域中进行均值滤波。如文献[1]采用均值滤波及其改进方法, 文献[2-3]则采用改进的稳健性非局部均值法来提升深度图像质量。该类方法能够较好地去除噪声, 同时有效地保留图像中一些细节结构信息, 具有一定的图像修复效果。但非局部均值法对非高斯噪声缺乏

收稿日期: 2016-12-09; 收到修改稿日期: 2017-01-12

基金项目: 国家自然科学基金(61471370, 61471371)、中国博士后科学基金(2012M512168)

作者简介: 谭志国(1978—), 男, 博士后, 主要从事计算机视觉、激光智能信息处理方面的研究。

E-mail: tanzhiguo@foxmail.com

稳健性,难以对奇异点噪声进行检测并去除,因此,对具有较多非高斯噪声的深度图像进行去噪具有较大的局限性。

中值滤波及其改进也是深度图像去噪常用的方法^[4-5],它们对图像椒盐噪声具有较好的去噪效果,同时对奇异点也具有较强的稳健性。但该类方法未针对深度图像结构信息的特点来进行进一步挖掘,且采用固定大小窗口进行滤波处理后图像过于平滑,大量边缘细节信息丢失,特别是对具有不同方向线型的边缘影响较大,因此该类方法不适于深度图像去噪。

双边滤波及其改进^[6-7]是近年在深度图像去噪和修复中使用较多的方法,其可以通过与 RGB 图像的联合进行双边滤波来进行深度图像的去噪^[8-10]。但是双边滤波也是基于图像局部平滑的思想,对于非高斯噪声缺乏稳健性,同时,并非所有传感器获取的深度图像都有 RGB 图像与之对应,且易导致两者在分辨率配准上产生误差,进而使得深度图像去噪或修复后边缘与细节信息丢失。

此外,高斯滤波^[11-13]、小波算法^[12]等算法也被直接应用于深度图像,但这些算法在平滑噪声的同时均会造成边缘信息的损失。

2) 专门针对深度图像噪声进行设计。如文献[14]认为深度图像的噪声方差与传感器像素所获取的亮度成反比。但该假设只针对 TOF 这一类深度传感器,并不具备一般性,且对于景物边缘噪声与杂点,该假设并不成立,所以该方法具有一定的局限性。

Tosic 等^[15]和 Mahmoudi 等^[16]借鉴稀疏学习方法进行深度图像的去噪与修复,该方法通过字典自动更新学习策略,能够有效地挖掘图像块,建立层次相互关联关系,并以此为基础来去除图像中的噪声,去噪的同时较好地保留了图像的主要结构信息。由于该方法以高斯噪声模型为前提,而多数非高斯噪声会严重影响学习过程中的稀疏编码求解,因此该方法稳健性较低。深度传感器获取的深度图像噪声大,其包含平稳高斯白噪声以及更多不确定性干扰的非高斯噪声,如椒盐噪声、遮挡块和边缘处奇点等,这决定了常规去噪方法难以达到较好的效果。

深度图像与实际三维空间中目标、背景等设置是相关且一致的,实际的三维场景中在一定深度与平面范围内深度值通常是连续的,而在深度图像中噪声却表现为不连续、突变。因此,可利用实际空间中的连续性分离并去除不连续噪声。基于以上考虑,本文提出一种深度图像去噪算法,其基本思想是按深度层级对不同层级上的噪声分别进行处理,从而达到整幅图像去噪的效果,即层析去噪方法(LDA)。首先估计深度图像噪声强度;根据噪声强度以及深度图像的探测距离范围,确立图像的深度层级间隔,得到分层级的深度图像;然后,对每一层级的深度图像进行中值滤波以及杂点去除;最后,对分层级的图像进行拼合,合成完整的深度图像。

2 深度图像噪声强度估计

2.1 区域直方图建立

深度图像的噪声主要是椒盐噪声和奇异点等非高斯噪声,这些噪声与附近像素的深度值相关性小,空域分布的随机性大。对于噪声的统计,最为直观的方法是在图像位置空间上分块计算。采用直方图统计的方法来估计噪声的强度 μ 。

将深度图像均匀分为 $M \times N$ 个小区域,每一区域用直方图 h_k 分别来统计区域中孤立点的比例,得到

$$h_k = \frac{N_{\text{iso}}^k}{N_{\text{pix}}^k}, \quad (1)$$

式中 k 表示图像的第 k 个分块, N_{iso}^k 和 N_{pix}^k 分别为第 k 个分块的孤立点数目和分块区域内具有深度值像素的数目。

2.2 孤立点计算及噪声强度计算

对于区域中任意点 $I(x, y)$, 如果其为孤立点,则满足

$$|I(x, y) - \bar{I}_S(x, y)| / \bar{I}_S(x, y) \geq \xi, \quad (2)$$

式中 S 表示 8 邻域或 24 邻域等, $\bar{I}_S(x, y)$ 为邻域内具有深度值的像素的深度均值, ξ 为归一化阈值,通常取 $[0.5, 2]$ 。

深度图像的噪声强度参数 μ 采用整幅图像孤立点的比例来表示,即

$$\mu = \sum_{i=1}^K h_i / K, \quad (3)$$

式中 K 为图像所分区域的数目。

3 层析图像与冗余层析图像

3.1 深度层级确立

通过实验发现,深度层级的选择与噪声去除效果、算法效率以及计算量具有较大关系。深度层级由图像的深度范围和深度级确定,深度级是把整个深度图像的深度值量化到 L 个层级中。如何将同一空域但不同深度级的噪声以及孤立像素点、杂点去除,在实际应用中则面临如下问题:

1) 当深度层级间隔选择较小时,噪声去除效果好,但会导致原始深度数据以及边缘的失真,计算量增大;当层级间隔选择较大时,计算量减小,深度数据以及边缘不会出现失真现象,但是去噪效果变差。

2) 当噪声强度较大,即噪点较多时,选择的层析层级间隔越小去噪效果越好;相反,当噪声强度较小时,层析层级间隔越大去噪效率越高。因此,根据深度图像估计得到噪声强度参数,然后确定深度层级。假设传感器的探测距离范围为 R ,噪声强度为 N ,则层析层级间隔 C 可表示为

$$C = \frac{R}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(N - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (4)$$

式中 μ 为噪声强度均值, σ 为噪声强度归一化参数。图 1 为通过该方法计算得到的量化后的深度图像。

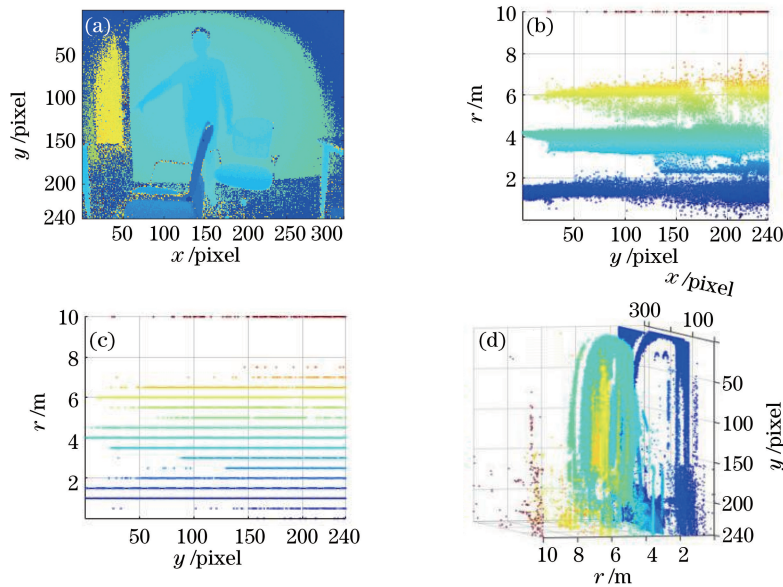


图 1 深度图像深度级。(a) 原始图像;(b) 未量化的深度层级;(c) 量化的深度层级;(d) 量化后的深度图像

Fig. 1 Depth level in depth image. (a) Original image; (b) depth image without quantization; (c) depth levels after quantization; (d) depth image after quantization

3.2 冗余层析图像构建

根据层析层级间隔 C ,可以直接确定层析图像 \mathbf{I}_i^C 。假设获取的深度图像为 I ,深度传感器的探测距离范围为 R , r 为深度图像中像素的深度值,则层析图像可表示为

$$\mathbf{I}_i^C = \begin{cases} \mathbf{I}, & C_{(i-1)} \leq r \leq C_i \\ 0, & C_{(i-1)} > r \text{ or } r > C_i \end{cases}, \quad (5)$$

式中 $i=1,2,\dots,L,L = \text{ceiling}(R/C)$ 。

由于任意层析图像 \mathbf{I}_i^C 与 $\mathbf{I}_j^C (i \neq j)$ 之间不存在交集,即

$$\mathbf{I}_i^C \cap \mathbf{I}_j^C = \emptyset, \quad (6)$$

且有

$$\mathbf{I} = \mathbf{I}_1^C \cup \mathbf{I}_2^C \cup \dots \cup \mathbf{I}_L^C. \quad (7)$$

因此,将层析图像集合 $\mathbf{I}_C = \{\mathbf{I}_1^C, \mathbf{I}_2^C, \dots, \mathbf{I}_L^C\}$ 称为深度图像 \mathbf{I} 不冗余层析图集。

在实际去噪过程中,图像的边缘数据通常会被处理,而对不冗余层析图像集进行去噪时,容易把层析图像之间的边缘信息及细节处理掉,同时在拼合时产生空洞。为此,采用冗余层析图像对深度图像进行分解。设冗余深度值为 R_{re} ,深度图像 \mathbf{I} 的冗余层析图集为 $\mathbf{I}_R = \{\mathbf{I}_1^R, \mathbf{I}_2^R, \dots, \mathbf{I}_L^R\}$, 且有

$$\mathbf{I}_i^R = \begin{cases} \mathbf{I}, & C_{(i-1)} - R_{re} \leq r \leq C_i + R_{re} \\ 0, & C_{(i-1)} - R_{re} > r \text{ or } r > C_i + R_{re} \end{cases} \quad (8)$$

4 层析图去噪与合成

4.1 层析图去噪

对深度图像进行冗余层析后,任意冗余层析图像 \mathbf{I}_i^R 除了少量椒盐噪声、奇异点为孤立点外,其余均为连续区域。通常在数字图像处理中,去除孤立点可采用均值或中值滤波方法,但在原图像中必然会导致边缘与细节的损失。对原图进行层析实际上是对深度场景进行初步的分类。由于层析图像中已经对场景中目标依据深度进行了分类,此时层析图像滤波主要是对相对平稳的目标/物体内部进行操作,从而避免了边缘与细节的损失。考虑到层析图像具有较多的空值(零值)数据,而均值滤波对于物体边缘与空值图像交界处会造成边缘的损失与偏移,本文采用中值滤波,并且图像中空值像素不进行中值滤波操作。为了使图像处理后信息更趋真实,使图像中杂点不影响滤波,首先对图像杂点进行去除。

根据上述分析,对任意冗余层析图进行去噪时,采用如下步骤:

1) 采用二值图像小区域去除杂点的方法得到去噪的冗余层析图像 \mathbf{I}_i^{RN} , 即把冗余层析图像作为二值图像,小于一定面积的区域完全去除;

2) 对层析图像(无空值部分)采用中值滤波算法。

4.2 层析深度图像合成及空洞填补

层析深度图像合成:通过上述步骤,去噪后的冗余层析图集为 $\mathbf{I}_R = \{\mathbf{I}_1^{RN}, \mathbf{I}_2^{RN}, \dots, \mathbf{I}_L^{RN}\}$ 。则去噪深度图像为

$$\mathbf{I}^{RN} = \mathbf{I}_1^{RN} \oplus \mathbf{I}_2^{RN} \oplus \dots \oplus \mathbf{I}_L^{RN}, \quad (9)$$

式中 \oplus 符号为去冗余算子,具体定义如下。

任意大小相同的图像 \mathbf{I}_i 和 \mathbf{I}_j , 若有 $\mathbf{I} = \mathbf{I}_i \oplus \mathbf{I}_j$, 则图像 \mathbf{I} 中任意元素 (x, y) 定义为

$$\mathbf{I}(x, y) = \begin{cases} \mathbf{I}_i(x, y), & \mathbf{I}_i(x, y) \neq 0 \ \& \ \mathbf{I}_j(x, y) = 0 \\ \mathbf{I}_j(x, y), & \mathbf{I}_j(x, y) \neq 0 \ \& \ \mathbf{I}_i(x, y) = 0. \\ [\mathbf{I}_j(x, y) + \mathbf{I}_i(x, y)] / 2, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

空洞填补:合成完整深度图像后,需要对其中空洞进行填补。此处对该方法不做详述,直接采用内插法,对合成后的去噪图像中的空洞进行填补。

5 实验结果及分析

实验平台为 Windows 7 操作系统, CPU 主频为 2.6 GHz, 内存为 4 GB, 用 Matlab 2015b 编程实现。设计了两组实验:第一组实验主要测试 LDA 中的参数选择对去噪效果的影响;第二组实验为比较实验,分别与小波滤波(WLF)算法^[17]、双边滤波(BTF)算法^[7]以及中值滤波(MDF)算法^[4]进行比较。实验中, TOF 传感器采集的深度图像大小均为 320 pixel × 240 pixel。

5.1 LDA 参数选择

LDA 中参数主要包括两个:孤立点判定归一化参数 ξ 和冗余层析图像的冗余深度值 R_{re} 。首先,固定 $R_{re} = 50$ mm, ξ 以 0.1 为间隔从 0.5 变化至 2.0, 测试参数 ξ 对去噪的影响。图 2 给出了选取不同 ξ 值的去噪结果,可以看出,当 $\xi = 1.2$ 时,去噪效果优于 $\xi = 0.5$ 或 $\xi = 2.0$ 时的情况。分析原因: ξ 主要用于图像噪声强

度的计算,当 ξ 过小的时候,孤立点判断条件较松,此时可能把部分边缘也判定为孤立点,估计的噪声强度增大,层析时分层较多,导致部分目标边缘和场景被去除,降低去噪效果,同时使算法处理时间增加;当 ξ 过大的时候,孤立点判断条件严格,孤立点判定较难,估计的噪声强度趋小,层析时分层较少,处理时间减少,导致噪声去除不完全,且边缘细节会损失,算法去噪效果逐渐趋于中值滤波算法效果。

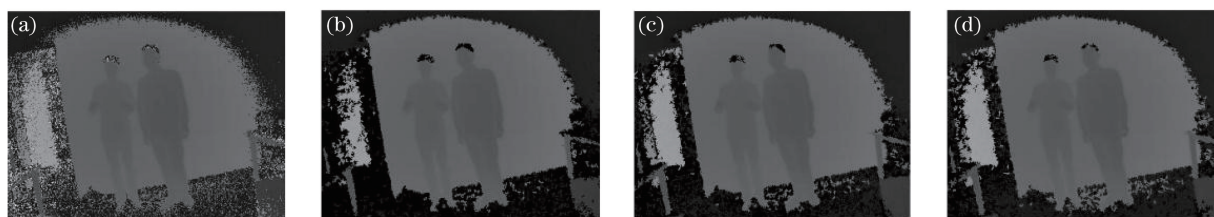


图 2 不同 ξ 值的去噪结果。(a) 原始深度图像; (b) $\xi=0.5$; (c) $\xi=1.2$; (d) $\xi=2.0$

Fig. 2 Denoising results with different ξ values. (a) Original depth image; (b) $\xi=0.5$; (c) $\xi=1.2$; (d) $\xi=2.0$

然后测试参数 R_{re} 对去噪的影响。固定 $\xi=1.2$,使 R_{re} 在 $0\sim 500$ mm 范围内变化。图 3 给出了选取不同 R_{re} 值的去噪结果,可以看出,当 $R_{re}=0$ 时,去噪后的图像会出现空洞,如图 3(b)所示;当 $R_{re}\geq 200$ mm 时,去噪效果基本相同,如图 3(d)~(e)所示;当 $R_{re}=50$ mm 时,去噪效果略优于其他的去噪效果,如图 3(c)所示。分析原因:不采用层析冗余措施,即 $R_{re}=0$ 时,由于去噪操作可能会使各层析图像边缘去除,当再把层析图像合并时导致连续背景中出现空洞;而当 R_{re} 过大,如 $R_{re}>200$ mm 时,层析冗余过大,算法处理速度下降,此时相当于人为地减少了深度图像的层析分层,从而导致去噪效果下降。当 R_{re} 无限增大时,算法同样趋于中值滤波方法。



图 3 不同 R_{re} 的去噪结果。(a) 原始深度图像; (b) $R_{re}=0$; (c) $R_{re}=50$ mm; (d) $R_{re}=200$ mm; (e) $R_{re}=500$ mm

Fig. 3 Denoising results with different R_{re} values. (a) Original depth image; (b) $R_{re}=0$ mm; (c) $R_{re}=50$ mm; (d) $R_{re}=200$ mm; (e) $R_{re}=500$ mm

5.2 比较实验

图 4 比较了 4 种算法的处理结果。其中,图 4(a)为原始的深度传感器所拍摄的图像,图中具有较多的椒盐噪声、遮挡块和边缘处奇点,因此所获得的图像边缘模糊,且目标景物中存在杂点和空洞;图 4(b)~(e)分别为 WLF、BTF、MDF 和 LDA 的去噪结果。从图 4(b)可以看出,WLF 算法对于 TOF 图像去噪效果不明显,图像没有得到明显改善,可能原因是原始 TOF 图像中的噪声具有较高的相关性;BTF 算法与 WLF 算法相比较,图像外围与目标边缘去噪效果要稍好,而且目标内部的部分空洞也得到了填补,但是目标边缘变得模糊;MDF 算法对 TOF 图像的去噪效果要好于 BTF 与 WLF 算法,但也会使得边缘产生一定的偏移,且小块噪声处理不够干净;LDA 不但干净地去除了图像中的椒盐噪声与边缘奇点,还较好地保留了目标的边缘信息,且对目标内部的去噪效果更好。

图 5 给出了图 4 中第 1 幅实验图所对应的统计直方图。从图 5(a)可以看出,原图的直方图不平滑,存在较多的毛刺;通过 WLF 算法去噪后,图像直方图变得平滑,如图 5(b)所示,但是直方图中的主体部分(目标或景物)也发生了一定的变化,特别是第 3 和第 4 个波峰之间;经 BTF 算法处理后,图像直方图也存在类似现象,且第一个与最后一个波峰形状也发生了变化,如图 5(c)所示;经 MDF 算法处理后,图像直方图基本保持了原图像的主体部分(相对变化较小),但也存在较多毛刺,如图 5(d)所示;通过本文 LDA 处理后,图像直方图与原图相比较,除了进行平滑处理去除毛刺外,基本没有形状上的变化。这说明 WLF、BTF 以及 MDF 算法或多或少会对图像进行一定的形变操作,改变图像中的像素值,从而导致边缘模糊、偏移以及目标的细微形变,而本文 LDA 没有给图像中目标、景物带来额外的变形、偏移等,具有保证边缘及目标形状的良好性质。

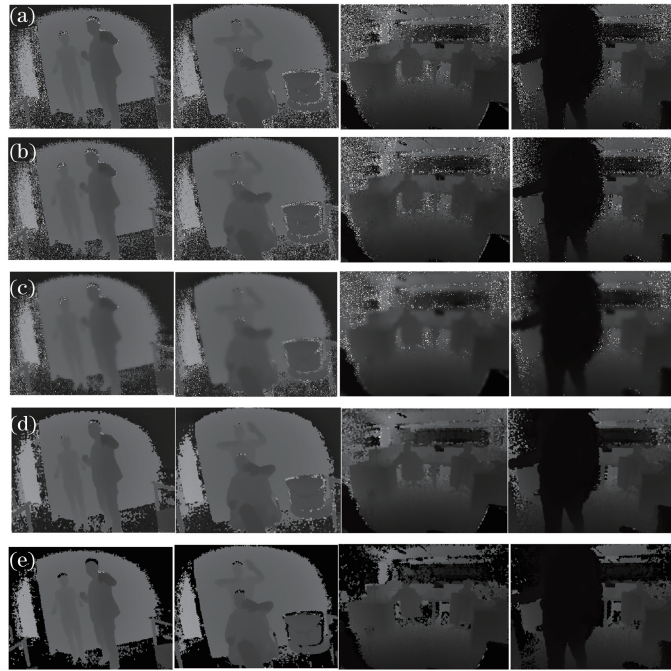


图 4 4 种算法去噪结果比较。(a) 原始图像；(b) WLF；(c) BTF；(d) MDF；(e) LDA

Fig. 4 Denoising results of four algorithms. (a) Original depth images; (b) WLF; (c) BTF; (d) MDF; (e) LDA

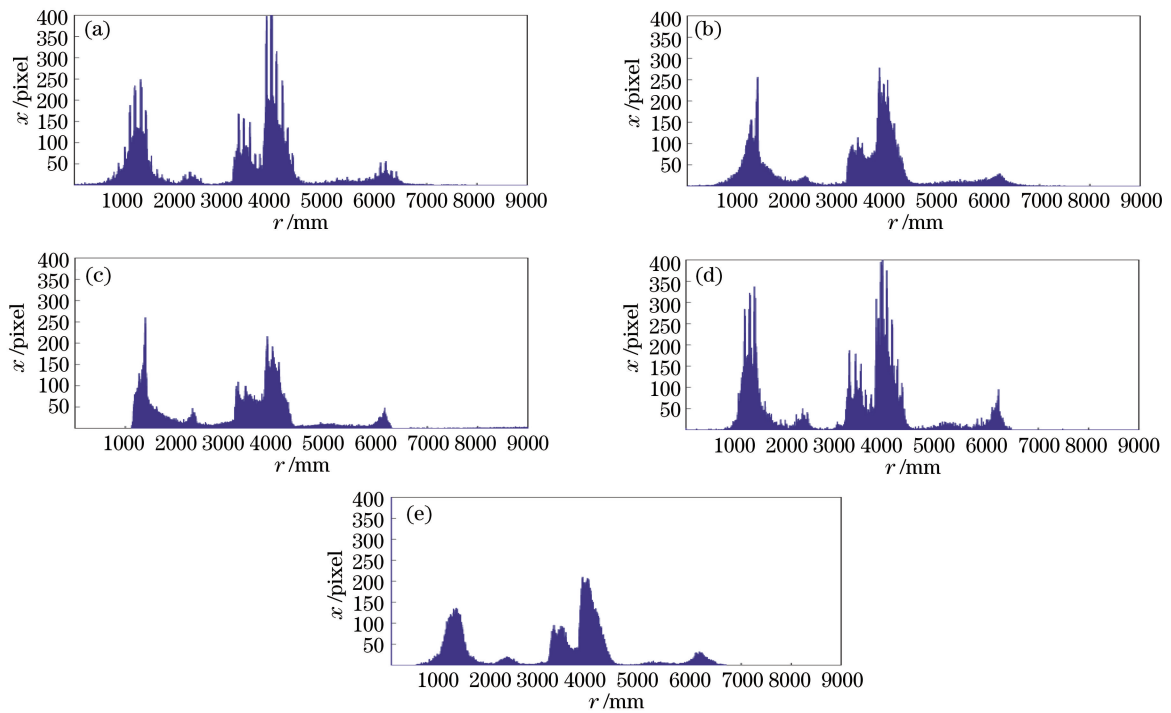


图 5 不同算法去噪后的图像统计直方图。(a) 原图直方图；(b) WLF；(c) BTF；(d) MDF；(e) LDA

Fig. 5 Histograms of denoising images with different algorithms. (a) Histogram of original image; (b) WLF; (c) BTF; (d) MDF; (e) LDA

6 结 论

针对深度图像不确定性干扰噪声大的问题,提出了一种分层深度图像去噪方法,该方法根据图像噪声强度对深度图像进行分层,然后在每一深度层图像上分别进行去噪,最后把层析深度图像合成为最终的深度去

噪图像。实验结果表明,该方法较好地去除了深度图像中的干扰噪声,保持了图像细节与边缘;与小波去噪、双边滤波以及中值滤波等去噪方法相比较,本文 LDA 在深度图像去噪上更有效。这有助于后续的深度图像的进一步信息处理,如图像分割、物体检测识别等任务的完成。下一步工作将结合该方法进行深度图像的分割。

参 考 文 献

- [1] Deng Wenjun, Ye Jingyang, Zhang Tie. Acquisition and denoising algorithm of laser point cloud oriented to robot polishing[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(8): 0814002.
邓文君, 叶景杨, 张 铁. 面向机器人磨抛的激光点云获取及去噪算法[J]. 光学学报, 2016, 36(8): 0814002.
- [2] Huhle B, Schairer T, Jenke P, *et al.* Robust non-local denoising of colored depth data[C]. IEEE CVPR Workshop on Time of Flight Camera Based Computer Vision, 2008: 1-7.
- [3] Schall O, Belyaev A, Seidel H P. Feature-preserving denoising of time-varying range data[C]. ACM SIGGRAPH Technical Sketches, 2006: 56.
- [4] Lei Chaoyang, Liu Jiuhua, Zhang Min. New median filter algorithm based on adaption[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(12): 60-62.
雷超阳, 刘军华, 张 敏. 一种基于自适应的新型中值滤波算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(12): 60-62.
- [5] Maimone A, Fuchs H. Encumbrance-free telepresence system with real-time 3D capture and display using commodity depth cameras[C]. The 10th IEEE International Symposium on ISMAR, 2011: 137-146.
- [6] Matsuo T, Fukushima N, Ishibashi Y. Weighted joint bilateral filter with slope depth compensation filter for depth map refinement[C]. VISAPP, 2013: 300-309.
- [7] Kopf J, Cohen M F, Lischinski D, *et al.* Joint bilateral upsampling[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 96-102.
- [8] Feng Ce, Dai Shuling. The depth map filter algorithm based on salient features in telepresence[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2014, 35(11): 1364-1368.
冯 策, 戴树岭. 遥视中基于显著性特征的深度图像滤波算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2014, 35(11): 1364-1368.
- [9] Liu Jinrong, Li Chunpeng, Ouyang Jianquan, *et al.* Depth image enhancement algorithm based on joint bilateral filtering[J]. Computer Engineering, 2014, 40(3): 249-252.
刘金荣, 李淳芑, 欧阳建权, 等. 基于联合双边滤波的深度图像增强算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(3): 249-252.
- [10] Li Zhifei, Chen Yuan. Kinect depth image filtering algorithm based on joint bilateral filter[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(8): 2231-2234.
李知非, 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.
- [11] Daribo I, Tillier C, Pesquet-Popescu B. Distance dependent depth filtering in 3D warping for 3DTV[C]. 2007 IEEE 9th Workshop on Multimedia Signal Processing (WMSP), 2007: 312-315.
- [12] Li Shaomin, Zhang Qian, Wang Pei, *et al.* Kinect sensor's depth image enhancement based on Gaussian mixture model [J]. Journal of Shanghai Normal University (Natural Sciences), 2016, 45(2): 28-33.
李少敏, 张 倩, 王 沛, 等. 基于高斯混合模型的 Kinect 深度图像增强算法[J]. 上海师范大学学报(自然科学版), 2016, 45(2): 28-33.
- [13] Kim Y, Cho W, Koschan A, *et al.* Depth map enhancement using adaptive steering kernel regression based on distance transform[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 6938: 291-300.
- [14] Edeler T, Ohliger K, Hussmann S, *et al.* Time-of-flight depth image denoising using prior noise information[C]. 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing, 2010: 119-122.
- [15] Tomic I, Olshausen B A, Culpepper B J. Learning sparse representations of depth[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 941-952.
- [16] Mahmoudi M, Sapiro G. Sparse representations for range data restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(5): 2909-2915.
- [17] Dai M H. The development of wavelet transform and its application in image denoise[J]. Advanced Materials Research, 2013, 694: 2003-2008.