

文章编号: 1671-6833(2021)03-0033-06

自适应参数与边缘点引导的深度图像超分辨

万文博¹, 祖兰晶², 薛泽颖², 王春兴²

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250358; 2. 山东师范大学 物理与电子科学学院, 山东 济南 250358)

摘要: 当前 TOF 等深度相机仅能获取低分辨率的深度图像, 无法满足三维视觉系统的需求。高分辨率深度图像可通过深度图像的超分辨算法获得, 但当前算法的实验输出图像存在因纹理复制导致图像局部区域产生伪像以及边缘结构不清晰等问题。基于 HR 深度伪矩阵提出自适应参数与边缘点引导的深度值重建的算法, 通过低分辨率深度图像边缘区域的像素点寻找修正图像中深度值错误的像素点, 并进行聚类操作, 从而获得重建的深度图像。通过引入自适应参数引导的自回归模型, 预测边缘区域像素点的深度值。实验结果证明, 该算法能够有效降低深度不连续区域的模糊性, 获得更高质量的高分辨率深度图像。将该算法与当前存在算法的实验输出图像进行对比, 在上采样因子分别为 2、4 和 8 时, 该算法输出结果的平均坏点率均低于 0.1, 可有效验证算法的优势。

关键词: 深度图像; 超分辨率重建; 自适应参数; 边缘点检测; 深度修正

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2021.03.006

0 引言

3D 电影利用人的双眼视差, 显示因位置差异而略有不同的 2 个图像, 给观影者以身临其境的感觉。其中, 3D 场景的产生一方面主要依靠颜色数据, 另一方面主要依靠高分辨率 (high resolution, HR) 深度数据。HR 深度数据与颜色数据相比更难获得, 因此成为研究的重点。

当前可通过利用彩色图像引导和深度学习等方式获得 HR 深度图。其中, Ren 等^[1]将图像中的像素点进行分类并将 HR 深度图像完成联合双边滤波 (pixel category and joint bilateral filtering, PCJBF), 该算法实验输出的任意像素点的深度值存在较大偏差。Gu 等^[2]提出加权分析模型, 利用动态调整增强深度不连续区域, 但不能有效利用彩色图像的引导作用。Yang 等^[3]提出用于 HR 深度修正的自适应彩色图像引导的自回归模型 (autogressive model, AR), 其即时性较差, 所需的存储空间也较大, 不能有效避免产生梯度反转伪像^[4]以及细节边缘不清晰的问题。Qiao 等^[5]提出基于像素点聚类的深度上采样算法, 当像素

点所处区域的特性不同时, 无法获得较好的像素点聚类与区域分割的结果。Ferstl 等^[6]利用图像建模优化, 并使用各向异性扩散张量完成深度修正, 不能降低不同区域间像素的影响。Wen 等^[7]利用卷积网络级联的深度学习方法完成图像超分辨, 但 GAN 网络训练的稳定性不足, 其结果不能充分地说明与解释其有效性。

针对上述问题, 本文提出了自适应参数与边缘点引导的深度图像超分辨率重建算法。首先完成对 LR (low resolution) 深度图像的深度修正, 保证其深度数据的准确性与有效性, 并对像素点进行聚类; 然后提出在用于 HR 深度图像重建的 AR 模型中加入多个自适应参数, 可有效防止由彩色图像与深度图像结构差异引起的实验输出结果出现伪像的情况发生, 同时降低处于不同区域像素间的影响, 获得更精确的深度数值。

1 相关 AR 模型

Yang 等^[3]提出 HR 彩色图像引导的自回归模型完成深度图像超分辨。其中, AR 模型如下

收稿日期: 2020-10-03; 修订日期: 2020-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (U1736122, 61601268); 山东省杰出青年基金项目 (JQ201718); 山东省重点研发项目 (2017CXGC1504)

通信作者: 王春兴 (1963—), 男, 山东济南人, 山东师范大学教授, 博士, 主要从事智能信号处理与传输方面的研究, E-mail: cxwang@sdnu.edu.cn。

所示:

$$a_{x,y} = \frac{1}{S_x} \exp\left(-\frac{(\hat{D}_x - \hat{D}_y)}{2\sigma_d^2}\right) \times \exp\left(-\frac{\sum_{i \in c} \|B_x^a \cdot (P_x^i - P_y^i)\|_2^2}{2 \times 3 \times \sigma_3^2}\right); \quad (1)$$

$$B_x^a(x,y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|_2^2}{2\sigma_4^2}\right) \exp\left(-\frac{\sum_{i \in c} (I_x^i - I_y^i)^2}{2 \times 3 \times \sigma_5^2}\right). \quad (2)$$

式中: $a_{x,y}$ 为模型系数, x 为中心点, y 为 x 邻域的任意像素点; σ_d 和 σ_3 为自适应变化参数; B_x^a 用于彩色图像滤波; 参数 σ_4 和 σ_5 均为常数; c 为 YUV 颜色空间; I 为高分辨率的彩色图像。

Yang 等^[3]提出的 AR 模型在用于获得 HR 深度矩阵时,其获得的深度值不够准确,未考虑像素点处于不同区域的特性,忽略了像素点之间的强烈影响,不能合理有效利用 HR 彩色图,因此不能获得高质量的 HR 深度图像。

2 算法思路框架

2.1 LR 深度图修正

由于 LR 深度图的深度可能会出现丢失、不准确等情况,本文提出的标记并修正不可靠像素点的算法,可以有效避免这种情况的发生,步骤如下所示。

对 LR 深度图使用 Sobel 算子获取边缘图

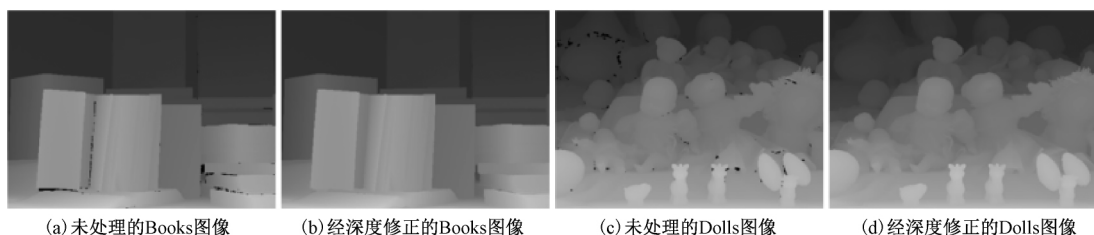


图 1 LR 深度修正图像

Figure 1 LR depth repair image

2.2 改进 AR 模型系数

HR 深度图 D_1 是对 LR 深度图双三次插值的结果,但其存在一些问题,例如图像边缘模糊以及部分深度值误差较大。本文算法对 AR 模型进行改进,根据像素点的区域特性,通过加入一系列自适应参数,以预防出现梯度反转伪像以及由深度图与其对应的彩色图结构不一致而产生伪像的情况。对初始化深度图的深度不连续像素点采用深度修正,其公式如下所示:

$$\hat{D}_{1,x} = \sum_{y \in N} w_{x,y} D_{1,y}; \quad (3)$$

S_{D_L} 。对深度不可靠像素点进行标记:①深度值为 0 的点标记为不可靠像素点;②将图像分为 3×3 大小的不重叠的图像块,计算每个块内中心点与周围点像素值差值的绝对值,并记录绝对值大于 3 的个数,如果个数大于 t_1 ,则将该区域的中心像素点标记为不可靠像素点,本文实验将 t_1 设置为 3;③如果图像块同时处于两个特性不同的区域,则利用 S_{D_L} 与边缘区域对比,同样对图像块中边缘处的像素点与区域临界处的像素点求其差值的绝对值,若绝对值大于 3 的个数超过 t_2 ,那么该像素点为不可靠像素点, t_2 在本文实验中设置为 2。按照此种方法依次完成判断,标记出所有不可靠像素点。

当 8 个邻域像素点的区域特性不同时,则计算其周围可靠像素点深度的均值,对其进行填充,否则则利用边缘图的指导,利用 8 个像素点的插值得到像素深度,最后可获得深度完整且可靠的图像 \hat{D}_L 。

如图 1 所示,图 1(a) 和图 1(c) 表示未被预处理的 LR 深度图像,其中在边缘区域带有很多空洞,会对后期深度图像超分辨带来不利影响。图 1(b) 和图 1(d) 分别表示已完成 LR 深度修正的 Books 和 Dolls 图像,该图像深度信息完整,深度不连续区域得到增强,可有效完成后期深度图像的超分辨。

$$w_{x,y} = \frac{1}{S_x} w_{x,y}^D w_{x,y}^I \quad (4)$$

式中: S_x 为归一化系数; $w_{x,y}$ 为 AR 模型的加权系数; $w_{x,y}^D$ 为深度项的约束因子; $w_{x,y}^I$ 为颜色项的约束因子。

2.2.1 深度项约束因子

在深度项中加入参数 $\sigma_{d,x}$,其随像素点所处的 3×3 像素块变化,在同一个图像块设置相同的参数,可有利于均衡不同位置像素点的深度权值,使边界处像素点深度的差异度更平滑,促进两相邻像素间互相制约,确保深度的准确性。深度项约束因子的公式为

$$w_{x,y}^D = \exp\left(\frac{-(D_{1_x} - D_{1_y})^2}{2\sigma_{d,x}^2}\right); \quad (5)$$

$$\sigma_{d,x} = \frac{a_1 + a_2 \exp(-a_3 \|\nabla D_1^s\|_{[x]})}{Z}. \quad (6)$$

式中: $\|\nabla D_1^s\|_{[x]}$ 表示在 HR 深度图像中,以 x 为中心点的第 s 个图像块的梯度值; Z 根据实验设为 9; 像素点 y 是像素点 x 邻域 N 中任意像素点; a_1 、 a_2 和 a_3 的值根据经验设置。

图 2(a) 和图 2(d) 分别表示 Art、Laundry 的彩色图像,图 2(b)、2(c) 和 2(e) 分别为图 2(a)

和 2(d) 的局部实验输出图像,其第 1 行与第 2 行分别表示参数 $\sigma_{d,x}$ 随像素点自适应变化与随像素块自适应变化的局部实验输出图像。由图 2 可知,在图 2(b) 和图 2(c) 中,第 1 行图像的边缘区域出现部分缺失,第 2 行的图像边缘结构清晰且完整;在图 2(e) 中,第 1 行图像出现空洞是由于像素点所属区域特性的差异导致部分深度出现错误,因此参数 $\sigma_{d,x}$ 随像素块自适应变化可确保深度不连续区域的完整性以及深度的有效性。

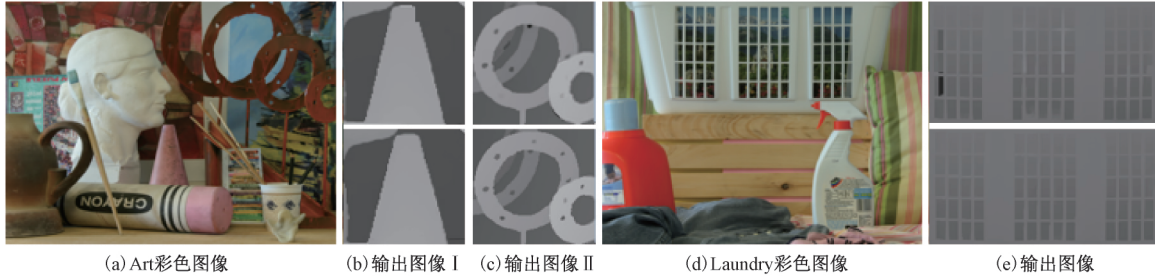


图 2 实验结果图像对比

Figure 2 Image comparison of experimental results

2.2.2 颜色项约束因子

在颜色项约束因子中,加入用于判断深度图与彩色图结构是否一致的参数 τ_x ,平滑参数 $\sigma_{c,x}$ 与其相关,可根据像素点的区域特性改变彩色图像产生的权重。同时,加入用于降低处于不同区域边缘对侧像素点影响的控制参数 ε_x ,防止因区域特性的差异而导致深度上产生较大的误差。图 3 为颜色项约束因子算法的整体框架,其表达式为

$$w_{x,y}^I = \exp\left(-\frac{\sum_{i \in c} \|B_x \cdot (P_x^i - P_y^i)\|_2^2}{2 \times 3 \times \sigma_2^2}\right). \quad (7)$$

式中: σ_2 为常数; P_x^i 为以 x 为中心点的图像块; B_x 用于对彩色图滤波,并且将控制参数 $\sigma_{c,x}$ 和 ε_x 加入其中, $\sigma_{c,x}$ 与 $\sigma_{d,x}$ 相同,均由区域内的图像块决定, ε_x 的变化由像素点的区域特性决定。

$$B_x = \exp\left(-\frac{\|x-y\|_2^2}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{\sum_{i \in c} (I_x^i - I_y^i - \varepsilon_x)^2}{2 \times 3 \times \sigma_{c,x}^2}\right); \quad (8)$$

$$B_x^S = \exp\left(-\frac{\|x-y\|_2^2}{2\sigma_1^2}\right); \quad (9)$$

$$B_x^I = \exp\left(-\frac{\sum_{i \in c} (I_x^i - I_y^i - \varepsilon_x)^2}{2 \times 3 \times \sigma_{c,x}^2}\right). \quad (10)$$

式中: B_x^S 用于衡量空间紧密度; σ_1 为常数; B_x^I 用

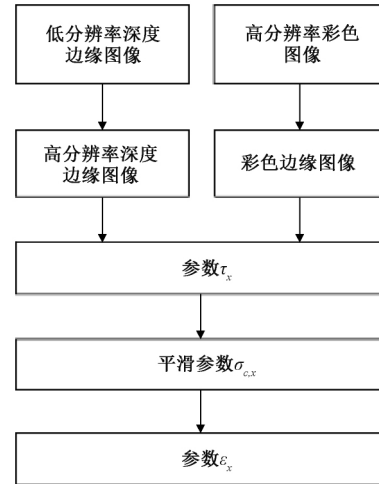


图 3 颜色项约束实现框架

Figure 3 Implement framework for adaptive parameters of the color item

于衡量强度相似度;参数 $\sigma_{c,x}$ 的变化与参数 τ_x 密切相关,参数 τ_x 可表明深度图像与其所对应 HR 彩色图像的结构匹配程度,匹配程度越高,彩色图像的约束因子越高,否则会降低彩色图像的权重,从而避免出现边缘信息过于丰富的情况。其表达式如下所示:

$$\sigma_{c,x}^2 = 0.6(1 + \tau_x) \sigma_1^2; \quad (11)$$

$$\tau_x = \frac{SAD(S_C, S_{D_1})}{9}. \quad (12)$$

其中,由 \hat{D}_L 与 D_1 之间的位置映射关系,产生边缘

深度图像 S_{D_1} 。通过 Sobel 边缘检测算法得到边缘图 S_C 。 SAD 是 S_{D_1} 和 S_C 绝对差异值的和, σ_x 是 S_{D_1} 和 S_C 的平均绝对偏差, 可有利于检测深度图与彩色图之间的结构匹配程度。

在图 3 中, 用于调节彩色图像权重系数的常数 σ_5 变为自适应变化的参数 σ_{c_x} , 这两种情况实验结果的比较如图 4 所示。其中, 图 4(b)、4(c) 和 4(e) 的第 1 行为将 σ_5 设为常数时图像局部区域的实验结果, 第 2 行为参数 σ_{c_x} 随像素点自适应变化时的实验结果。第 1 行的图像存在部分锯齿以及模糊伪像的问题, 第 2 行的图像更清晰, 边缘细节丰富, 可说明上述方法的有效性。

3 实验结果与分析

为体现本文所提出算法的优势, 采用深度数据集^[8]中的深度与彩色图像对进行实验, 本文列出 Art、Books、Laundry 等 6 幅图像的部分实验数

据如表 1 所示。

通过表 1 可以看出, 本文算法的实验输出图像都具有最低的 BPR (坏点率), 说明本文算法的性能较好, 在 AR 模型中加入一系列自适应参数, 可有效避免梯度反转伪像的产生, 减小不同区域间像素点的影响, 有效调节彩色图像的权重。

图 5 提供了测试图像为 Laundry、Moebius 以及 Reindeer, 上采样因子为 8 时的实验结果图, 其中, 图 5(a) 为 HR 彩色图像, 图 5(b) 为真实深度图像, 图 5(c)~5(g) 分别表示 TGV^[6]、文献[2]、PCJBF^[1]、AR^[3] 以及本文算法实验输出的高分辨率深度图像。对上述算法的实验结果进行主观视觉上的比较, 从图 5(c) 和图 5(d) 可以看出, 图像中空洞和伪像区域扩大; 从图 5(e) 可以看出, 图像增加了部分空洞区域; 从图 5(f) 可以看出, 细节边缘结构模糊, 部分区域细节过于丰富; 通过

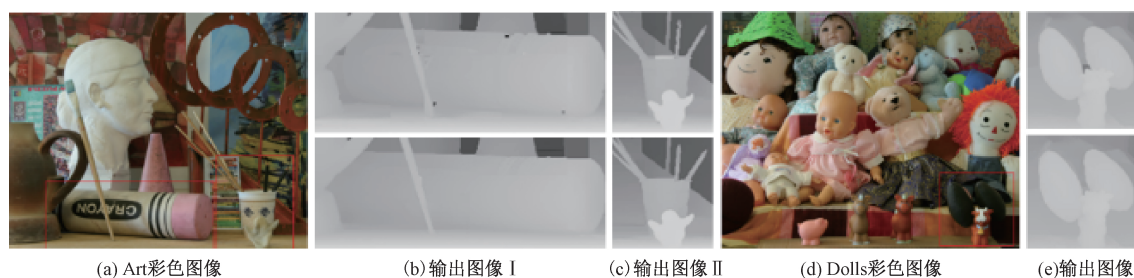


图 4 算法输出图像

Figure 4 The output images of the algorithm

表 1 实验输出结果的 BPR 比较

Table 1 BPR comparison of experimental output results

采样因子	图像	TGV 算法 ^[6]	文献[2]算法	PCJBF 算法 ^[1]	AR 算法 ^[3]	本文算法
2	Art	0.157 6	0.147 6	0.117 6	0.123 1	0.093 1
	Books	0.120 0	0.111 2	0.090 0	0.103 4	0.081 4
	Dolls	0.115 4	0.100 1	0.093 7	0.109 5	0.090 6
	Laundry	0.115 9	0.115 7	0.102 8	0.108 6	0.090 4
	Moebius	0.114 1	0.107 1	0.094 1	0.106 3	0.011 9
	Reindeer	0.143 7	0.121 2	0.113 7	0.110 4	0.103 6
4	Art	0.184 6	0.171 8	0.124 6	0.146 1	0.119 8
	Books	0.154 8	0.148 2	0.110 1	0.115 1	0.104 9
	Dolls	0.147 6	0.130 6	0.117 6	0.119 7	0.115 3
	Laundry	0.131 9	0.124 4	0.121 9	0.121 5	0.120 6
	Moebius	0.144 5	0.131 7	0.118 2	0.120 9	0.041 6
	Reindeer	0.177 4	0.162 6	0.147 4	0.132 4	0.128 3
8	Art	0.239 5	0.201 2	0.149 5	0.173 1	0.140 9
	Books	0.189 3	0.171 1	0.139 3	0.139 7	0.125 8
	Dolls	0.194 0	0.169 2	0.144 0	0.150 6	0.139 6
	Laundry	0.163 9	0.152 3	0.150 8	0.168 0	0.142 2
	Moebius	0.190 6	0.159 8	0.135 8	0.155 1	0.103 4
	Reindeer	0.202 4	0.193 8	0.170 4	0.167 8	0.156 8

图 5(g) 可以看出,图像细节边缘结构清晰,整体清晰度较高。

图 6 为上采样因子为 8 的误差主观比较图像。误差主观比较图为真实深度图与不同 HR 深度图的差,线条越粗或越多反映了其误差越大,反之则说明其误差越小。图 6(a) ~ 6(f) 为

HR 彩色图像以及 TGV^[6]、文献[2]、PCJBF^[11]、AR^[3]和本文算法的输出结果分别与真实深度图像作差所得的结果。由图 6 可知,本文算法的误差线条相对于其他几种算法明显较少,可以证明本文算法对不连续的深度区域处理较好,能有效减小误差。

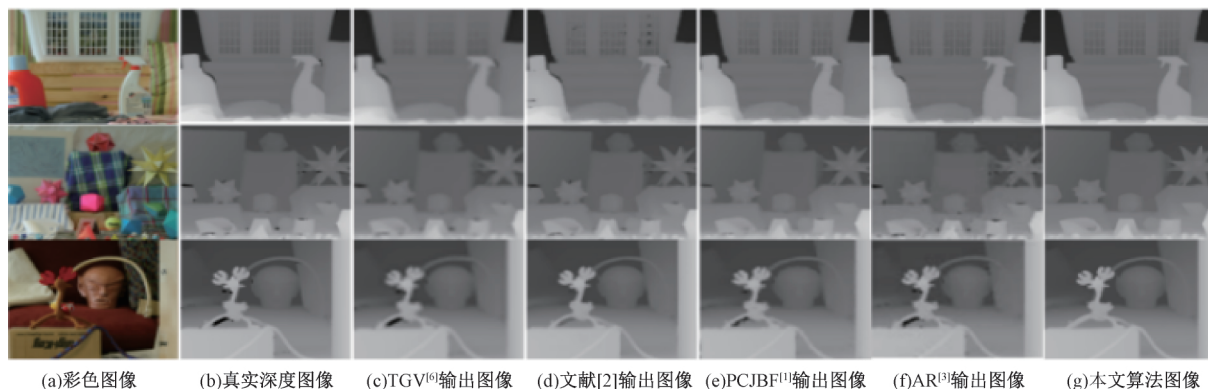


图 5 算法实验输出图像

Figure 5 Algorithm experiment output image

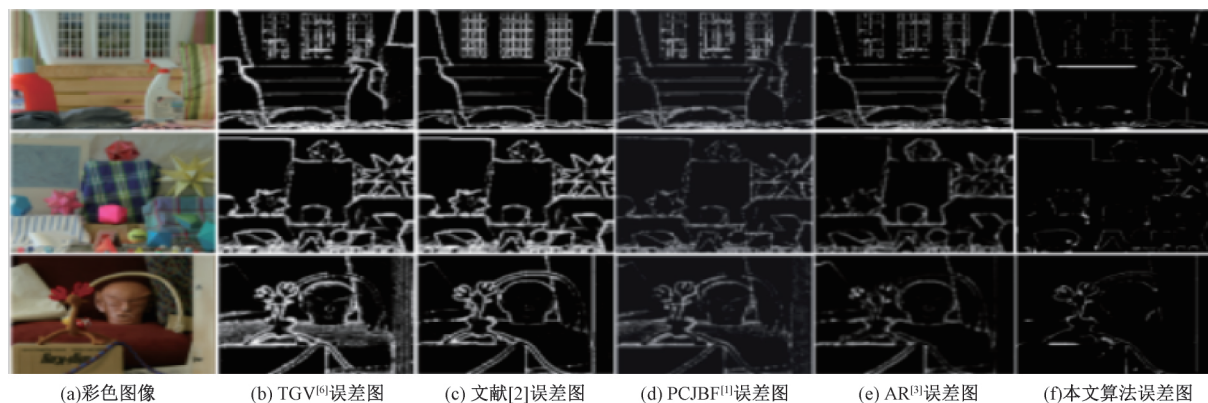


图 6 算法实验误差图像

Figure 6 Algorithm experiment error image

4 结论

针对目前的算法存在输出实验结果中边缘区域不清晰、平滑区域出现伪像以及处于不同区域像素点之间的影响较大导致输出错误的深度值等问题,本文基于 HR 深度伪矩阵提出自适应参数与边缘点引导的深度值重建的算法。首先利用 Sobel 算子对 LR 深度图进行修正;其次利用加入一系列自适应参数的自适应自回归模型完成深度不连续区域的深度重建。由实验结果可知,本文算法与其他算法相比,在采样因子为 2、4、8 时,Art、Books、Dolls 等 6 幅图像上均取得了最低的 BPR 值,并且在主观视觉上取得了较好的结果。下一步将结合图像分割^[9]的方法针对深度不连续区域完成深度图像超分辨的相关工作。

参考文献:

- [1] REN Y, LIU J, YUAN H, et al. Depth up-sampling via pixel-classifying and joint bilateral filtering [J]. KSII transactions on internet & information systems, 2018, 12(7): 3217-3238.
- [2] GU S, ZUO W, GUO S, et al. Learning dynamic guidance for depth image enhancement [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 712-721.
- [3] YANG J Y, YE X C, LI K, et al. Color-guided depth recovery from RGB-D data using an adaptive autogressive model [J]. IEEE transactions on image processing, 2014, 23(8): 3443-3458.
- [4] BAE S, PARIS S, DURAND F. Two-scale tone management for photographic look [J]. ACM transactions on graphics, 2006, 25(3): 637-645.

- [5] QIAO Y G , JIAO L C , YANG S Y , et al. A novel segmentation based depth map up-sampling [J]. IEEE transactions on multimedia , 2019 , 21(1) : 1-14.
- [6] FERSTL D , REINBACHER C , RANFTL R , et al. Image guided depth upsampling using anisotropic total generalized variation [C]//Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE , 2013: 993-1000.
- [7] WEN Y , SHENG B , LI P , et al. Deep color guided coarse-to-fine convolutional network cascade for depth image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing , 2019 , 28(2) : 994-1006.
- [8] Middlebury datasets [EB/OL]. (2001 - 02 - 11) [2020 - 09 - 15]. <http://vision.middlebury.edu/stereo/data/>.
- [9] 胡春鹤,王依帆,朱书豪,等.基于鸽群优化算法的图像分割方法研究[J].郑州大学学报(工学版), 2019 , 40(4) : 42-47.

Adaptive Parameters and Edge Point Guided Depth Image Super-resolution

WAN Wenbo¹ , ZU Lanjing² , XUE Zeying² , WANG Chunxing²

(1.College of Information Science and Engineering , Shandong Normal University , Jinan 250358 , China; 2.College of Physics and Electronic Science , Shandong Normal University , Jinan 250358 , China)

Abstract: Depth cameras such as TOF can obtain low-resolution depth images only , and cannot meet the needs of 3D vision systems. High-resolution depth images can be obtained by the super-resolution algorithm of depth images , but with problems such as artifacts in local areas of the image and unclear edge structures due to texture replication. Based on the HR depth pseudo-matrix , an algorithm of depth value reconstruction guided by adaptive parameters and edge points is proposed. In this paper , the pixels in the edge area of the low-resolution depth image are used to find the pixels with the wrong depth value in the correction image: and clustering is performed to obtain the reconstructed depth image. By introducing an autoregressive model guided by adaptive parameters , the depth value of pixels in the edge area is predicted. The experimental results prove that the algorithm can effectively reduce the ambiguity of the depth discontinuous area , and obtain higher quality high-resolution depth images. Compared with the existing algorithms , when the upsampling factors are 2 , 4 and 8 , the average dead pixel rate of the output results of this algorithm is lower than 0.1 , which can effectively verify the advantages of the algorithm in this paper.

Key words: depth image; super-resolution reconstruction; adaptive parameters; edge point detection; depth correction