

引用格式:王孝余,韩冰,尚方,等. 一种边缘保持立体匹配方法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(1):59-65. [WANG X Y, HAN B, SHANG F, et al. An edge-aware stereo matching method[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(1): 59-65.]

一种边缘保持立体匹配方法

王孝余¹, 韩冰¹, 尚方¹, 罗军²,
黄胜², 张杰²

(1 国网黑龙江省电力有限公司, 国网黑龙江省电力有限公司电力科学研究院, 黑龙江 哈尔滨 150030;
2 成都通甲优博科技有限责任公司, 大数据与深度学习实验室, 四川 成都 610213)

摘 要: 针对边缘处前景和背景视差易混淆问题, 提出一种边缘保持立体匹配方法. 在代价匹配阶段, 采用级联 Census 变换增强代价的抗噪特性. 在代价聚集阶段, 引入 SLIC 超像素分割信息进行快速边缘保持代价聚集. 在视差后处理阶段, 通过导向十字滤波器进一步优化边缘视差. 实验结果表明, 文中提出的立体匹配方法在 Middlebury 测试集以及实际场景获得高质量视差效果, 并在边缘处的视差较以往非局部立体匹配方法有所提升. 实验还发现在点云上采样时, 引入本文所提的导向十字滤波器, 可以解决点云在边缘处的过渡.

关键词: 立体匹配; 超像素分割; 边缘保持代价聚集; 导向十字滤波; 点云上采样

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000—7180(2020)01—0059—07

An edge-aware stereo matching method

WANG Xiao-yu¹, HAN Bing¹, SHANG Fang¹, LUO Jun²,
HUANG Sheng², ZHANG Jie²

(1 State Grid Heilongjiang Electric Power Company Limited, Electric Power Research Institute of State Grid Heilongjiang Electric Power Company Limited, Harbin 150030, China;

2 Chengdu TopplusVision Technology Co., Ltd, Big Data and Deep Learning Lab, Chengdu 610213, China)

Abstract: To deal with the confusion of foreground and background disparity at the edge, an edge-aware stereo matching method is proposed. Cascaded census transform is used to enhance the anti-noise ability, during the cost compute stage. SLIC Super-pixel segmentation information is adopted to fast edge-preserving cost aggregation at the cost aggregation stage. The edge disparity is further optimized by the guide cross filter at the stage of disparity post-processing. Experimental results show that the method obtain high quality disparity results in the Middlebury test sets and the actual scene, and the disparity at the edge is improved compared with the previous non-local stereo matching method. The experimental also found that guided cross filter proposed in this paper can solve the transition problem of the point cloud at the edge in the point cloud upsampling technique.

Key words: stereo match; super-pixel segmentation; edge-aware cost aggregation; guided cross filter; point cloud upsampling

1 引言

立体匹配是恢复场景三维信息的重要手段, 关

于它的研究是计算机视觉领域中的热点和难点. 立体匹配的目的是寻找校正双目图像对像素点之间的对应关系以获取视差信息. 视觉表征了三维世界的

点投影到双目相机上的差异,结合立体标定信息和视差可恢复三维空间点的坐标.现有的立体匹配算法被归为两大类:全局立体匹配与局部立体局部.全局立体匹配算法通过最小化关于视差的能量,采用置信度传播、马尔科夫随机场、图割等方法进行视差求解.全局立体匹配算法虽能获得良好的视差信息,但受制于算法复杂度高与耗时过长,因此不利于实际应用.局部立体匹配算法以局部窗口作为支撑区域进行代价聚集以加强单像素的视差可信度,算法适应于并行且计算复杂度低,因此是实际应用中的研究热点.局部立体匹配通过代价匹配、代价聚集、视差求取、视差后处理四个步骤获取双目视差^[1-5].

本文基于良好的区分边缘处前背景视差的考虑^[6-10],提出一种边缘保持立体匹配方法.该算法隶属于局部立体匹配,在代价匹配、代价聚集、视差后处理部分本文的改进在一定程度上提升了边缘视差的效果.代价匹配时,采用四级 Census 块,加强 Census 变换计算时的代价鲁棒性,消除匹配噪声.基于非局部代价聚集能很好地关联图像内像素点间的关系且具有计算复杂度低的性质,本文在代价聚集阶段引入超像素分割信息并利用双指数边缘平滑滤波器进行代价聚集.视差后处理时,在误匹配、遮挡填充、权重中值滤波的基础上,进一步提取视差边缘利用导向十字滤波提升边缘视差效果.对 TOF 的 RGBD 点云上采样实验还发现加入导向十字滤波作为小诡计可以更好的保持点云之间的结构.

2 算法描述

本文提出的边缘保持立体匹配方法流程如图 1 所示.

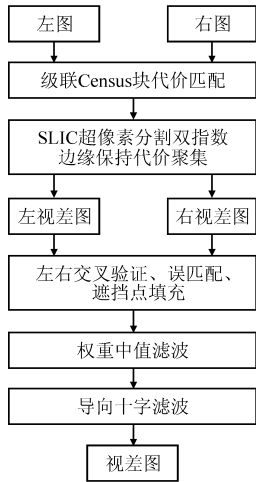


图 1 本文算法流程

2.1 级联 Census 代价匹配

传统的 Census 变化是一种非参数变换,它通过比较矩形窗口的中心点和其余点的亮度大小构造 Census 二进制串编码,然后通过计算汉明距离获取两个匹配块的相对距离. Census 变换可以表述为式(1)

$$\text{Census}(x,y) = \bigotimes_{(p,q) \in N_{(x,y)}} \xi[I(p,q), I(x,y)] \tag{1}$$

式中, $N_{(x,y)}$ 代表像素点 (x,y) 的邻域; I 代表灰度值; $\bigotimes$ 代表按位连接符; ξ 代表按位比较, 公式如式(2).

$$\xi[I(p,q), I(x,y)] = \begin{cases} 0, & I(p,q) \leq I(x,y) \\ 1, & I(p,q) > I(x,y) \end{cases} \tag{2}$$

获取了窗口中心相对于邻域各点的 Census 二进制之后,利用汉明距离求取双目左右图的匹配块的匹配代价如下:

$$C_{\text{cen}}(x,y) = H(\text{Census}^L(x,y), \text{Census}^R(x-d,y)) \tag{3}$$

H 代表汉明距离, d 代表视差. 比如对于 3×3 的矩形窗口,当汉明距离为 0 的时候两个块具有最高的相似度,汉明距离为 9 的时候相似度最低.

由于 Census 算法对于噪声比较敏感,为了增强算法抗噪能力,提出级联 Census 代价匹配. 算法的核心思想是级联 3×3 、 9×9 、 11×1 、 1×11 的 4 个矩形窗口的 Census 匹配块的汉明值,然后凸显一个极值作为最终的匹配视差,如图 2 所示.

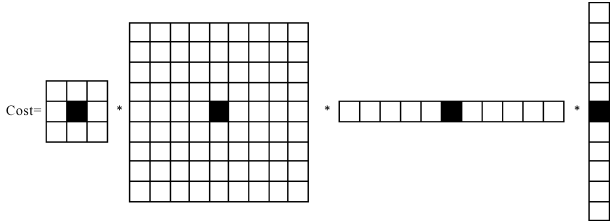


图 2 级联 Census 块

图 2 的 4 个矩形窗口包含了 3×3 窗口获取匹配的细节特征、 9×9 窗口获取相对平滑的特征、 11×1 窗口获取的垂直方向特征、 1×11 窗口获取的水平方向特征. 在水平或垂直边缘处, 11×1 与 1×11 的窗口较正方形窗口能更好地刻画边缘特性,利于边缘处的匹配代价值的正确计算. 总之,结合这四个窗口的特性,相对于只采用一个正方形窗口进行代价聚集能更好地降低误匹配代价值的产生,并保持较好的边缘特性.

由于 Census 变换产生的图像匹配汉明值越小

越好,且汉明值的最大值与窗口的面积有关.为了消除不同窗口大小的汉明值的影响,针对不同大小的级联窗口采用如下方式归一化汉明值到 $[0,1]$:

$$C(x, y) = 1 - C_{\text{cen}}(x, y)/W \quad (4)$$

式中, W 代表窗口的像素个数或面积, $C(x, y)$ 代表范围为 $[0,1]$ 的匹配代价值,该匹配值越接近 1 代表匹配块相似度越高,反之则越低.

对于每个匹配对,级联上述四个窗口产生的匹配代价值,生成最终的级联 Census 代价匹配如下:

$$C_{\text{cascade}}(x, y) = \prod_{i=1}^4 C_i(x, y) \quad (5)$$

上式中 $C_i(x, y)$ 代表第 i 个块的匹配代价值.最终 Census 级联的匹配代价值就是前述 4 个块的匹配代价值的乘积,经过该乘积之后特征匹配比较明显的左右图像块对产生的级联匹配值将会较大,有利于把它们从视差空间中找寻出来.从一定程度上来说,级联 Census 块的方式相较于单一 Census 块的方式有着较大的概率发现左右图中相似的图像块.

2.2 SLIC 超像素分割边缘保持代价聚集

在现有的研究中,非局部代价聚集方法由于考虑了图像中其余像素对待聚集像素的影响,代价聚集的作用域变为全局且拥有局部立体匹配算法计算较快的优点,因此该类代价聚集方法兼具全局方法精度高以及局部方法速度快的优点,在实际场景的应用中是最佳的选择.

代价聚集的目的是消除代价匹配的模糊、误匹配,通过像素之间的关系重塑代价匹配值.代价聚集本质上就是对视差空间进行去噪.在代价聚集时采用滤波器的方法也是其中的一类,诸如文献[11]利用导向滤波器进行代价聚集.双边滤波、导向滤波在进行代价聚集时考虑的还是一个规则窗口内像素之间的代价匹配值的影响.为了拓展代价聚集时像素之间相互影响,本文算法引入文献[12]提出的双边指数边缘平滑滤波器,该滤波器用于图像去噪以及图像磨皮等功能.本文算法在代价聚集时为了加强边缘的区分度,结合 SLIC^[13]超像素分割信息与双边指数边缘平滑滤波器进行代价聚集.

双边指数边缘平滑滤波器分为两个步骤:前向迭代和后项迭代.对于一维信号 $x[k]$ ($k \in [0, K-1]$),前向迭代变为 $\varphi[k]$,后项迭代变为 $\phi[k]$:

$$\begin{cases} \varphi[k] = (1 - e[k]\lambda)x[k] + e[k]\lambda\varphi[k-1] \\ \phi[k] = (1 - p[k]\lambda)x[k] + p[k]\lambda\phi[k+1] \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\lambda \in [0,1]$ 是控制空域滤波的系数, $e[k]$ 与 $p[k]$ 是控制值域滤波的系数.一维信号 $x[k]$ 的最终输出 $y[k]$ 是由 $x[k]$, $\varphi[k]$, $\phi[k]$ 共同决定的:

$$y[k] = \frac{\varphi[k] - (1 - \lambda)x[k] + \phi[k]}{1 + \lambda} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \varphi[0] = x[0] \\ \phi[K-1] = x[K-1] \end{cases} \quad (8)$$

扩展到二维情形,本文算法为了能加速代价聚集的过程采用如图 3 方式进行代价聚集.

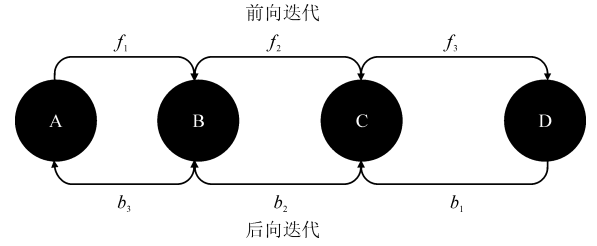


图 3 本文代价聚集示意

在计算的过程中分别按水平方向与垂直方向进行一维双边指数滤波,然后在此基础上形成最终的代价聚集值.在水平与垂直运算过程中,前向迭代与后项迭代是一个彼此独立的过程这与文献[14]提出的递归边缘保持滤波需要先进行前向迭代然后再进行后项迭代的方式不一样,更利于降低计算时各个像素点的匹配代价依赖度提高算法的并行性.从图 3 中还可以看到前向迭代时节点 A 对 B 产生影响, B 对 C 产生影响,以此类推左边像素会对右边像素的代价聚集产生影响,在后向迭代时这种影响将会反过来.图中的任何一个像素的代价值经过水平和垂直滤波之后都会受到其余像素点的代价值的直接或间接影响,因此本文方法是非局部的.

为了进一步增强对边缘处的处理,在值域滤波系数中加入 SLIC 超像素分割信息,在求取像素之间的权重时加入超像素的影响.

$$c(x_1, x_2) = \begin{cases} \exp(-|x_1, x_2|/\sigma), & \text{label}(x_1) = \text{label}(x_2) \\ \exp(-(|x_1, x_2| + |\bar{x}_1, \bar{x}_2|)/\sigma), & \text{label}(x_1) \neq \text{label}(x_2) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $|x_1, x_2|$ 代表像素之间的距离; $|\bar{x}_1, \bar{x}_2|$ 代表像素所属超像素之间的距离; $\exp$ 代表指数 e^x ; σ 代表方差; label 代表超像素标签.当两个像素属于相同的超像素时,值域滤波系数仅由像素之间的距离决定.当两个像素属于不同的超像素时,利用超像素

减弱像素之间的值阈权重。

通过前述原理阐述可得到基于 SLIC 超像素分割边缘保持代价聚集的公式如式(10)

$$\begin{cases} C_L(p) = (1 - c(p, p^L)\lambda)C_{\text{cascade}}(p) + c(p, p^L)\lambda C_L(p^L) \\ C_R(p) = (1 - c(p, p^R)\lambda)C_{\text{cascade}}(p) + c(p, p^R)\lambda C_R(p^R) \\ C_B(p) = (1 - c(p, p^B)\lambda)C_{\text{cascade}}(p) + c(p, p^B)\lambda C_B(p^B) \\ C_T(p) = (1 - c(p, p^T)\lambda)C_{\text{cascade}}(p) + c(p, p^T)\lambda C_T(p^T) \\ C_H(p) = \frac{C_R(p) - (1 - \lambda)C_{\text{cascade}}(p) + C_L(p)}{1 + \lambda} \\ C_V(p) = \frac{C_B(p) - (1 - \lambda)C_{\text{cascade}}(p) + C_T(p)}{1 + \lambda} \\ C_F(p) = C_H(p) + C_V(p) \end{cases} \quad (10)$$

式中, p^L, p^R, p^B, p^T 分别代表与像素 p 邻接的四个像素。 $C_R(p)$ 与 $C_L(p)$ 分别代表水平代价聚集时的前向迭代与后项迭代。 $C_B(p)$ 与 $C_T(p)$ 分别代表垂直代价聚集时的前向迭代与后项迭代。 $C_H(p)$ 与 $C_V(p)$ 分别代表水平代价聚集与垂直代价聚集。最终的代价聚集值 $C_F(p)$ 由水平代价聚集值 $C_H(p)$ 与垂直代价聚集值 $C_V(p)$ 相加得到。

对视差空间进行代价聚集之后,利用胜者为王(WTA, winner take all)策率获取初始视差。在实际算法中分别获取左视差、右视差,然后利用文献[10]提及的左右交叉验证、误匹配、遮挡填充等方法对视差进行校正。对校正后的视差利用文献[9]提出的权重中值滤波还可进一步去噪。

2.3 导向十字滤波

为获取更好的边缘视差效果,本文方法在前述后处理的基础上,提取视差边缘,对边缘处的视差进行进一步的处理。针对边缘处的视差,设计一种导向十字滤波器对边缘视差进行插值处理,如图4所示。

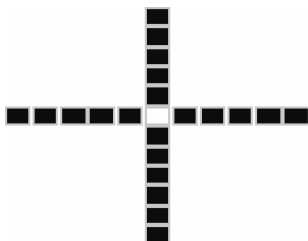


图4 导向十字滤波

为提取视差边缘,设计了如下的边缘提取方法:

- (1)利用 Sobel 模板计算视差图像的梯度;
- (2)对(1)求取的视差图像梯度,计算平均梯度 avgGrad 与最大梯度 maxGrad;

(3)设置阈值 $T = 0.9 * \text{avgGrad} + 0.1 * \text{maxGrad}$,将梯度大于阈值的点设置为边缘点。

对于白色像素点处的视差,在一定的半径范围内,计算与该边缘像素点可能具有相同性质的四邻域方向内的像素点的视差插值作为最终的视差计算结果。在进行导向十字滤波的时候,采用导向插值方法选取双目立体匹配图中的左图作为导向图,依据像素点之间的颜色值作为高斯权重,计算各个方向对于白色像素处的视差的影响权重,选取影响权重最大的方向按照高斯插值公式计算最终的视差作为白色处的视差值。通过导向图,计算各个方向的像素点对于白色像素点的权重计算公式以及最终选择的插值方向公式如下:

$$\begin{cases} w(p, p_i) = \frac{1}{E(p, p_i) + 1} \\ \text{argmax}_j \sum_{i=1}^R w(p, p_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $w(p, p_i)$ 代表白色像素点 p 和 j 方向上的像素点 p_i 间的权重; $E(p, p_i)$ 为像素点在导向图上的颜色值的欧式距离; $\text{argmax}_j \sum_{i=1}^R w(p, p_i)$ 代表选取白色像素点 p 处四个方向中权值累加最大的一个为视差插值方向。在导向图中计算获取插值方向之后就可以利用下述公式计算白色像素点 p 处的视差:

$$d(p) = \frac{\sum_{i=1}^R (w(p, p_i) * d(p, p_i))}{\sum_{i=1}^R w(p, p_i)} \quad (12)$$

通过上述计算视差在边缘处将会更加准确。

3 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性,在 Intel core i5-6400、内存为 8 Gb 的 windows 平台下,使用 C++ (vs2013) 实现了本文算法。

由于本文算法的代价聚集属于非局部代价聚集,因此在进行 Middlebury 测试集测评时选取属于非局部代价聚集类的文献[14]提出的 REAF 算法、文献[6]提出的 MST 算法、文献[7]提出的 ST 算法、文献[15]提出的 FA 算法、文献[16]提出的 VSC 算法进行对比,衡量非遮挡区域误差阈值为 1 个像素的误匹配率,测试图像为 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 等 4 副标准测试图像。不放将本文算法命名为 EAS,算法参数设置为 $\lambda = 0.25, \delta = 32$ 。

从表 1 中可以看到,本文提出的算法在标准测

试图上的误匹配率下降,客观评价参数较以往的非局部代价聚集类的方法表现提升. 由于边缘处多为视差不连续区域,因此本文算法在误匹配率比较时还比较了视差不连续区域的误匹配率(误差阈值 1 个像素),如表 2 所示.

表 1 非遮挡区域误匹配率对比						%
	REAF	MST	ST	FA	VSC	EAS
Tsukuba	1.37	1.47	1.25	1.52	2.92	1.21
Venusus	0.22	0.25	0.20	0.36	0.22	0.17
Teddy	6.11	6.01	6.00	6.22	6.44	5.65
Cones	3.02	2.87	2.77	2.94	2.65	2.45

表 2 视差不连续区域误匹配率对比						%
	REAF	MST	ST	FA	VSC	EAS
Tsukuba	7.56	7.88	6.69	7.92	7.65	6.39
Venusus	2.72	2.60	1.77	2.63	2.43	1.49
Teddy	14.8	14.3	15.0	15.2	16.6	11.9
Cones	9.02	8.10	7.81	8.54	7.71	7.55

通过上述的客观参数看出本文算法在代价匹配、代价聚集、视差后处理上的改进使得视差的效果提升. 本文算法对标准测试图生成的视差如图 5 所示.



图 5 算法效果

为了测评级联 Census、导向十字滤波、SLIC 分割信息对于标准测试图边缘处视差的影响,不妨以视差不连续区域的误匹配率作为参考. 比较中令直接采用 9×9 的 Census 块的算法为 EAS-C,未采用导向十字滤波的算法为 EAS-G,未加入 SLIC 分割

信息的算法为 EAS-S,图 6 展示了它们对 4 副标准测试图的视差不连续区域误匹配率的变化趋势.

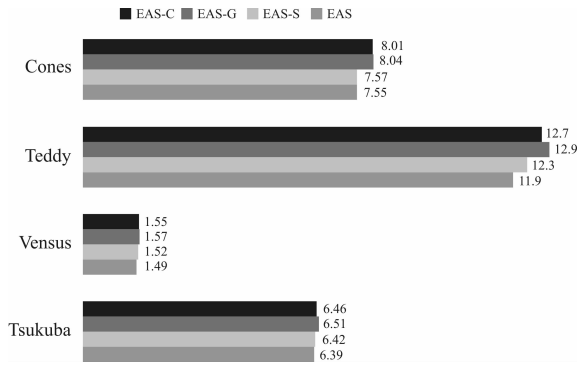


图 6 误匹配变化趋势

从图 6 可以看到 EAS-G 算法由于没有采用导向十字滤波误匹配率的增加最为明显,EAS-C 只采用一个 Census 块在误匹配率上也有些微提升. 从该实验结果也可以看到,引入导向十字滤波以及采用多级级联 Census 块对提升视差效果是有意义的,算法中引入它们提升了算法的容错性能. 实验中发现,代价聚集时引入 SLIC 信息进行双边指数平滑代价聚集的 EAS 也比未采用 SLIC 信息的 EAS-S,误匹配率低一些. EAS-S 虽然提高了误匹配率但没有 EAS-G 以及 EAS-C 上升率高,因此在追求速度的场景也可以舍弃分割信息,然后利用算法良好的数据并行性采用 GPU 进行并行加速处理.

在后处理时加入简单的导向十字滤波,可以更好的划分边缘两边的视差,对标准图的客观评价系数也能很好印证这个观点. 良好的边缘视差,也有利于前背景的区分以及感兴趣区域的获取. 图 7 是对自然场景拍摄的双目人像图片利用 EAS-G 与 EAS 求取视差并利用深度学习 SSD 算法检测人像区域,最后进行人像掩码分割的结果.

从图 7 可以看到,采用导向十字滤波器有助于减轻锯齿效应,人像掩码更符合实际的感官.

导向十字滤波器不仅可以提升立体匹配时的效果,还可以在 RGBD 点云上采样时保持物体的点云相对位置关系. 图 8 展示了文献[17]对 TOF 设备拍摄到的 224×172 分辨的点云数据上采样 3 倍到 672×516 的结果,从图中可以明显地看到加入导向十字滤波器对于最终结果的影响.

图 8 从上到下依次展示的是在 meshLab 软件中显示的低分辨率点云、未使用导向十字滤波的上采样点云以及采用导向十字滤波上采样的点云. 从图中可以看到采用导向十字滤波进行点云上采样较

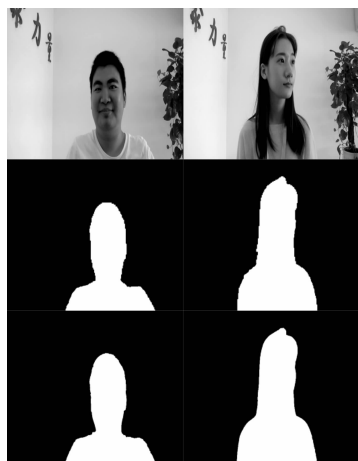


图7 人像掩码对比

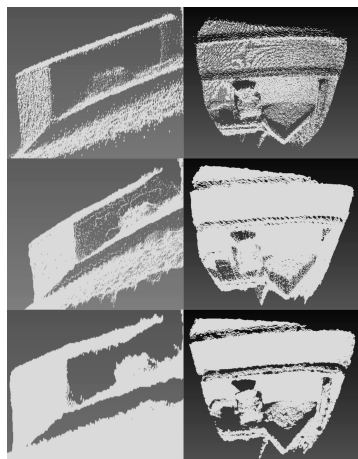


图8 点云上采样对比

未使用导向十字滤波的点云上采样能够更好地保持点云原有的位置关系,若不使用导向十字滤波进行上采样,则前景背景边缘处的点云易混淆,在点云图上表现为连接前景背景的虚线。点云边缘处虚线是由于深度值上采样时软性过度产生的,本文的导向十字滤波对边缘处的深度值进行了硬划分,因此上采样时能更好的保持原有的特性。

4 结束语

本文提出一种边缘保持立体匹配方法,它隶属于局部立体匹配方法。通过在代价匹配步骤引入级联 Census 块、代价聚集时利用 SLIC 分割信息进行双指数边缘代价聚集、后处理时针对边缘视差加入导向十字滤波,在 Middlebury 测试集中相对以往非局部代价聚集类方法取得了更好的客观评价系数,边缘处的视差表现更优。在实验中还发现导向十字滤波可以更好的划分边缘处的视差,更好的保持原有的结构,这在主观图像中的人像掩码分割和 RG-

BD 点云上采样时得到论证。在后续的研究中,将考虑将本文技术用于 RGBD 物体体积测定。

参考文献:

- [1] GEIGER A, ROSER M, UTRTASUN R. Efficient large-scale stereo matching[C]//Asian conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 25-38.
- [2] MEI X, SUN X, ZHOU M, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). Barcelona, Spain, IEEE, 2011: 467-474.
- [3] 习路,陆济湘,涂婷. 基于多尺度卷积神经网络的立体匹配方法[J]. 计算机工程与设计, 2018 (9): 38.
- [4] BARRON J T, ADAMS A, SHIH Y C, et al. Fast bilateral-space stereo for synthetic defocus[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, Massachusetts, 2015: 4466-4474.
- [5] ZEGLAZI O, RZIZA M, AMINE A, et al. A hierarchical stereo matching algorithm based on adaptive support region aggregation method[J]. Pattern Recognition Letters, 2018(112): 205-211.
- [6] YANG Q. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. L.]. IEEE, 2012: 1402-1409.
- [7] MEI X, SUN X, DONG W, et al. Segment-tree based cost aggregation for stereo matching[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. L.]. 2013: 313-320.
- [8] 龚文彪, 顾国华, 钱惟贤, 等. 基于图像分割和自适应支撑权重的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2015, 35 (supl2): s210002.
- [9] ZHANG Q, XU L, JIA J. 100+ times faster weighted median filter (WMF) [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, Ohio, USA. 2014: 2830-2837.
- [10] 王源,孙启媛. 适用于智能视频监控的立体匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(10):189-194.
- [11] HONG G S, KOO M S, SAHA A, et al. Efficient local stereo matching technique using weighted guided image filtering (wgif) [C]//2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). Seoul, Korea, IEEE, 2016: 484-485.
- [12] THEVENAZ P, SAGE D, UNSER M. Bi-Expo-

- nential Edge-Preserving Smoother[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9):3924-3936.
- [13] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11):2274-2282.
- [14] Cigłala C A. Recursive edge-aware filters for stereo matching[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2015:27-34.
- [15] 杨罡,晋涛,王大伟,等. 一种改进的代价聚集快速立体匹配方法[J]. 计算机工程. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0050790>.
- [16] 陈苏婷,吴月路,张艳艳. 代价可变的 S-census 变换算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(2):414-419.
- [17] LI Y, MIN D, DO M N, et al. Fast guided global interpolation for depth and motion[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016;

717-733.

作者简介:

王孝余 男, (1986-), 硕士, 高级工程师. 研究方向为输电线路智能检测、计算机视觉、信息安全技术.

韩冰 男, (1973-), 硕士, 教授级高级工程师. 研究方向为输电线路智能检测、图像处理、信息安全技术.

尚方 男, (1987-), 硕士, 工程师. 研究方向为输电线路智能检测、图像处理.

罗军 男, (1988-), 硕士, 工程师. 研究方向为图像处理、深度学习、SLAM.

黄胜 男, (1989-), 硕士, 工程师. 研究方向为计算机视觉、软件工程.

张杰(通讯作者) 男, (1988-), 硕士, 工程师. 研究方向为计算机视觉、深度学习、高性能计算.

E-mail: jie. zhang@topplusvision. com.