

融合 AD 与 Census 变换的动态规划 立体匹配与遮挡处理

陆军, 方莹, 张鑫

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江, 哈尔滨 150000)

摘 要: 针对传统动态规划立体匹配算法具有速度快的优点, 但常伴随条纹现象的问题, 设计了一种 AD (absolute difference) 与 Census 变换相融合的相似性测度算法, 结合新的线性平滑项和动态变搜索半径的方法有效避免了上述问题, 提高了匹配的速度和准确性. 遮挡现象在双目视觉中难以避免, 针对这一难题, 采用左右一致性的遮挡检测算法对遮挡区域进行遮挡检测, 设计了一种基于颜色和距离相似性的视差优化插值算法, 改善了遮挡区域的视差估计. 实验结果表明, 该立体匹配算法能够快速、准确地估计出视差值, 满足立体重构的需要.

关键词: 立体匹配; 动态规划; 相似性测度函数; 遮挡检测; 视差优化

中图分类号: TP 242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2015)12-1274-06

DOI: 10.15918/j.tbti1001-0645.2015.12.012

Stereo Matching and Occlusion Handling Based on Dynamic Programming Using AD and Census Transform

LU Jun, FANG Ying, ZHANG Xin

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150000, China)

Abstract: Stereo matching algorithm based on dynamic programming has the excellence of fast searching speed. But there are strip problem with it. In this paper, a method of similarity measure combined absolute difference (AD) with census transform algorithm was proposed, where a new linear smoothing term and dynamically changing search radius method were adopted. Speediness and accuracy of the matching method were improved. To avoid the occlusion phenomenon in binocular vision, a left-right check occlusion detection algorithm was used to detect occlusion region and a disparity optimization interpolation algorithm based on color and distance similarity was designed to improve the perform of disparity estimate. Experimental results show that the stereo matching algorithm can quickly and accurately estimate the disparity, and meet the needs of the three-dimensional reconstruction.

Key words: stereo matching; dynamic programming; similarity measure function; occlusion detection; disparity optimization

立体重构作为计算机视觉的一个研究热点, 近年来在虚拟现实、逆向工程、医疗以及 3D 打印技术等领域得到广泛应用. 立体匹配作为立体重构中的

一个难点问题, 研究人员对其进行了很多研究. 从约束范围分, 立体匹配算法可以分为局部立体匹配算法和全局立体匹配算法. 全局算法是一种能量最

小化的思想,为寻求全局最优该方法将耗费大量计算时间. 基于动态规划立体匹配算法作为全局算法的一种,因具有速度快的优点而得到了广泛关注. Birchfield 等^[1]基于动态规划原理设计了一种点对点(pixel-to-pixel)的立体匹配算法,该算法搜索效率高,但扫描线间的连续性较差,出现条纹现象. Xiao 等^[2]则使用地面控制点和区域边界点来修正误匹配,使扫描线间的连续性得到一定程度加强,但其快速性有待进一步提高. 而相应的局部算法为一种 WAT(winner-take-all)^[3]的优化思想,运行速度快,但是只从局部考虑问题,容易误匹配.

为能有效衡量两幅图像中对应点之间的相似程度和提供匹配的度量标准,在过去多种算法中^[4],包括用来测量图像对中两点间不相似度的 SAD、SSD、ZSAD,用来评价两点间相似度的 SCP-N、NCC,还有非参数测量 Bank 和 Census^[5]等算法.

遮挡问题的出现,使得立体匹配更加困难,因此遮挡问题也引起了研究人员的关注. 文献[6]使用扭曲约束(与唯一性约束相似)和左右一致性检验(LRC)^[7],在 CSBP(constant space belief propagation)^[8]算法基础上处理遮挡,算法的速度较快,但受到 CSBP 算法的限制,正确率不高.

本文利用了 AD 相似性测度对彩色图像及纹理丰富的区域的优势和 Census 变换在无纹理区域比 AD 效果好的优势,设计了一种新的融合策略进行动态规划立体匹配,能够充分发挥二者的优势,并结合动态改变搜索半径和增加平滑约束项的方法使得视差图的正确率和算法速度大幅提升,有效改善了动态规划中条纹现象和速度不兼容问题. 设计的全局能量代价函数中引入了线性平滑约束项并结合距离和颜色信息的能量函数进行优化插值则从另一思路较好地去处理遮挡问题,并通过实验验证了所提算法的可行性和有效性.

1 初始匹配代价计算

1.1 AD 和 Census 变换的相似性测度计算

AD 是最为常用的相似性测度函数,可以按图像的灰度或 RGB 三通道强度值进行计算,定义如下

$$S_{AD}(x, y, d) = \sum_{(r, c) \in \Omega_l} |I_l(r, c) - I_r(r, c - d)|, \quad (1)$$

式中: $S_{AD}(x, y, d)$ 为像素 (x, y) 处的 AD 测度; Ω_l

为左图像中像素 (x, y) 的邻域; $I_l(r, c), I_r(r, c - d)$ 分别为左图像和右图像在 $(r, c), (r, c - d)$ 处的灰度值.

Census 变换是一种局部非参数变换,按照窗口中的像素灰度的顺序进行编码. Census 变换以窗口中心像素 p 为基准,如果窗口中的一个像素 q 的灰度值比中心像素大,则将该位置为 1,否则置为 0. Census 变换如下所示

$$C(p) = \bigotimes_{q \in W(p)} \xi(I(p), I(q)), \quad (2)$$

$$\xi(I(p), I(q)) = \begin{cases} 1 & I(q) > I(p) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $I(p), I(q)$ 为像素 p, q 的灰度值; $W(p)$ 为以 p 为中心的变换窗口,表示经过式(2)变换后的一个比特串 $C(p)$,

$$C(p) = b_{n \times n - 1} b_{n \times n - 2} \cdots b_i \cdots b_2 b_1 b_0, \quad (4)$$

式中: b_i 为由式(2)(3)得到的“0”或“1”比特位, $i \in [0, 1, \dots, n \times n - 1], n \times n$ 为变换窗的大小.

对视差搜索范围内的每一个像素 (x, y) 的视差值,需要根据下式来计算相似性测度值

$$S_{\text{Census}}(x, y, d) = \frac{\text{Hamming}(C_l(x, y), C_r(x, y - d))}{n \times n}, \quad (5)$$

式中: $C_l(x, y), C_r(x, y - d)$ 分别为匹配图与参考图中以像素 $(x, y), (x, y - d)$ 为中心的匹配窗经过 Census 变换后得到的比特串; d 为搜索视差的当前值,其值介于最小视差值 d_{\min} 和最大视差值 d_{\max} 之间,即 $d \in [d_{\min}, d_{\max}]$;Hamming($C_l(x, y), C_r(x, y - d)$)为两比特串的海明距离, $n \times n$ 为匹配窗口大小.

1.2 AD 与 Census 变换相似性测度融合

本文基于 AD 和 Census 相似性测度函数生成视差空间,设计了二者的融合策略,使得初始视差的正确率大幅提升,能够避免传统动态规划算法中常见的条纹现象. AD 测度与 Census 变换采用了不同的评价标准,两者产生的初始匹配代价并不一致,不能直接将两者的数据混合用于生成视差空间. 为此,将输入图像的各通道均归一到 $[0, 1]$ 区间上,并定义如式(6)的归一化公式,将 AD 和 Census 变换的相似性测度归一化到 $[0, \alpha]$ 区间上.

$$S(x, y, d) = \alpha[1 - \exp(-\lambda_c S_{\text{ADCensus}}(x, y, d))], \quad (6)$$

式中: $S(x, y, d)$ 为像素 (x, y) 处的归一化相似性测度; α 为归一化正常数,对最终结果影响不大.

为平滑项参数调节方便,一般 α 取值大于 1,这里选取 $\alpha=3$;而 λ_c 大小可权衡 AD 与 Census 数据,使其产生最佳效果,这里首先对 AD 测度选 $\lambda_c=1$, $S_{\text{ADCensus}}(x,y,d)=S_{\text{AD}}(x,y,d)$. 然后利用 WTA 策略和 LCR 准则标记初始视差图中的坏点(不满足 LRC 的点),保持正确点的初始匹配代价值不变,而将坏点处的初始匹配代价使用 Census 变换重新生成. 而 Census 测度选取 $\lambda_c=3$, $S_{\text{ADCensus}}(x,y,d)=S_{\text{Census}}(x,y,d)$.

2 全局匹配代价函数

动态规划是一种求解一类最优化问题的思想,基于动态规划的立体匹配算法中的指标函数被称为全局匹配代价函数. 利用动态规划原理,寻找最优路径的问题就可以转化为最小化式(7)相似性测度函数 $E(d)$ 的问题, $E(d)$ 的计算公式如下

$$E(d) = E_{\text{data}}(d) + E_{\text{smooth}}(d), \quad (7)$$

式中: $E_{\text{data}}(d)$ 为数据项,代表对应像素的灰度或颜色的相似程度,即第 1.2 节中使用 ADCensus 相似性测度函数计算得到的初始匹配代价值; $E_{\text{smooth}}(d)$ 为平滑约束项. 本文采用了如式(8)所示的与梯度呈线性的平滑约束项,该平滑约束项能够随梯度变化而变化,因此既能够保证小梯度处视差的平滑性,又能够保证梯度变化较大处视差的跳变,保证物体边界的完整、清晰.

$$E_{\text{smooth}}(x,y) = \text{abs}[\lambda_s - \text{abs}(\Delta I(x,y))], \quad (8)$$

式中: $E_{\text{smooth}}(x,y)$ 为像素 (x,y) 处的平滑约束项; abs 为求绝对值运算; λ_s 为常值; ΔI 为梯度. 由于扫描线上遮挡现象的出现,应给予适当的惩罚,这里取遮挡惩罚项为常量 λ_{occlude} ,最终的全局匹配代价函数的如下式所示

$$E(d) = E_{\text{data}}(d) + E_{\text{smooth}}(d) + E_{\text{occlude}}(d) = \sum_{(x,y)} S(x,y,d) + \sum_{(x,y)} \text{abs}[\lambda_s - \text{abs}(\Delta I(x,y))] + \sum_{(x,y)} \lambda_{\text{occlude}}. \quad (9)$$

搜索匹配点对是在一定的范围内进行的,若当前像素视差为 d ,搜索半径为 r_s ,则下一个匹配点的视差值在 $[d-r_s, d+r_s]$ 内选取. 匹配过程中,采用动态改变搜索半径的方法,如下式

$$r_s = \begin{cases} \lambda_1 d_{\max} & \Delta I < T_1 \\ \lambda_2 d_{\max} & T_1 \leq \Delta I < T_2 \\ \lambda_3 d_{\max} & \Delta I \geq T_2 \end{cases} \quad (10)$$

式中: d_{\max} 为视差搜索的最大值,常系数满足 $\lambda_1 <$

$\lambda_2 < \lambda_3$, 梯度阈值满足 $T_1 < T_2$. 若该处的梯度大于某个阈值则认为该点为物体边缘点,视差变化的可能性大,因此增大搜索半径 r_s ,增加得到正确视差的可能性;若梯度小于某个阈值则认为视差无变化,以一个较小的搜索半径 r_s 搜索即可. 该策略可以在保证正确率的情况下,减少约 1/4 的视差搜索时间.

3 遮挡处理

为消除遮挡造成的匹配结果的不确定性,需正检测出遮挡区,并对遮挡区像素点的视差值进行重估,才能使得视差图更为完整、正确.

3.1 遮挡检测

双目视觉中会出现某些物体表面某些点只在一个相机中成像,而在另一相机中无法成像的现象,称为(半)遮挡现象. 遮挡检测依据左右一致性(LRC)准则进行,认为立体视觉中左右视图是同一场景,因此在水平方向上从左至右和从右至左匹配应是相同的;相反的,认为两个方向匹配不一致的点是遮挡点. 设 D_{Ml} 与 D_{Mr} 分别表示左右视差图, $D_{\text{Ml}}(x,y)$ 与 $D_{\text{Mr}}(x,y)$ 分别表示左、右视差图在点 (x,y) 处视差值, LRC 的从左至右和从右至左的检查可分别用式(11)和(12)表示,

$$D_{\text{Ml}}(x,y) = D_{\text{Mr}}(x,y - D_{\text{Ml}}(x,y)), \quad y - D_{\text{Ml}}(x,y) > 0, \quad (11)$$

$$D_{\text{Mr}}(x,y) = D_{\text{Ml}}(x,y + D_{\text{Mr}}(x,y)), \quad y + D_{\text{Mr}}(x,y) > 0. \quad (12)$$

使用 LRC 进行遮挡检测的过程如下:

① 由左图到右图进行检查,找到不满足式(11)的点,得到左遮挡点及错误匹配点集 O_{Ml} ;

② 由右图到左图进行检查,找到不满足式(12)的点,得到右遮挡点及错误匹配点集 O_{Mr} ;

③ 第①、②步中 O_{Ml} 、 O_{Mr} 的交集为错误匹配点集 M ,从而左遮挡点可用下式表示, $O_l = O_{\text{Ml}} - M = \{x \in O_{\text{Ml}} \text{ 且 } x \notin O_{\text{Mr}}\}$, 错误匹配点集 M .

第③步中检测到的左遮挡区中含有很多孤立的遮挡点,而遮挡现象不会在单点出现,因此将 O_l 中孤立的遮挡点去除可得到更为准确的遮挡区.

3.2 视差优化

遮挡区域分为两类:边界遮挡区和非边界遮挡区. 以左视差图中的遮挡为例,边界遮挡区出现在视图的最左侧 $[0, d_{\max}]$ 的范围内;非边界遮挡区则出现在物体梯度变化较大的边界左侧. 两者优化插值的方向不同,边界遮挡区从右至左进行,而非边界

遮挡区则从左至右进行。

考虑到视图中颜色相似、距离较近的像素可能具有相同的视差值。基于这一假设,定义一个点 p 与其邻域某点 q 的能量函数,用于遮挡区视差插值,

$$E(p, q) = \frac{1}{D(p, q)} \exp \left[-\frac{D_c(p, q)}{\delta^2} \right] \quad (13)$$

$q \in S$ 且 $q \notin T$,

式中:点 p 为检测出的遮挡点; S 为到点 p 距离小于某一设定值的邻域点的集合; T 为点集 S 中与点 p 视差值相等的点的集合,即与点 p 同为坏点的集合; δ^2 为权衡欧式距离与颜色距离而设定的常量; $D(p, q)$ 、 $D_c(p, q)$ 分别为当前遮挡点 p 到其邻域非遮挡点 q 的欧式距离和颜色相似度,分别如式(14)和(15)所示

$$D(p, q) = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}, \quad (14)$$

$$D_c(p, q) = \sum_{c \in \{R, G, B\}} |I_c(p) - I_c(q)|, \quad (15)$$

式中: x_p 、 x_q 分别为 p 和 q 像素的 X 坐标; y_p 、 y_q 分别为 p 和 q 像素的 Y 坐标; I_c 为像素的彩色图像某一通道的强度值。

选择点 p 邻域点中能量函数最大的点 q 的视差作为点 p 的视差,即

$$d_p = \operatorname{argmax}(E(p, q)), \quad (16)$$

式中 $E(p, q)$ 为式(13)所示的能量函数。

上述过程只对遮挡区进行,能够处理可见点附近的遮挡点,因此仅能处理条形以及小块的遮挡区。然而,大块的遮挡区若只在可见点附近处理可能会产生不合理的视差估计。为了解决这一问题,应用式(13)再次对视差进行处理,这次处理视差图中所有点,因此修改式(13)如下

$$E(p, q) = \frac{1}{D(p, q)} \exp \left[-\frac{D_c(p, q)}{\delta^2} \right] \quad (17)$$

$q \in C$ 且 $q \notin B$,

式中: C 为图像中全部的点集; B 为坏点集。

4 实验结果

本文算法采用 C++ 语言在 Visual Studio 2010 集成环境下进行开发实现,验证了参数选取对结果的影响,并给出了遮挡检测和视差优化后的视差图。在 32 位 Lenovo 笔记本上完成测试,硬件配置: Intel(R) Core(TM) i5-2450M@2.5 GHz 处理器, 2 GB 内存。

立体匹配过程当中各参数的选取对结果的正确率和执行的速度影响很大。实验中均取平滑约束项

(见式(8))中的 $\lambda_s = 0.4$, 遮挡常数(见式(9)) $\lambda_{occlude} = 0.05$, AD 能量聚集窗口半径 $r_{ad} = 3$, Census 变换的窗口大小 $r_{census} = 21$, 并将图像灰度归一化至 $[0, 1]$ 。

4.1 坏点率检测结果

在不混淆的情况下,将本文提出的测度策略称为 ADCensus 测度。对分辨率为 375×450 , 即图像的像素数为 168 750 的 Teddy 图,分别使用 AD 测度、Census 测度和 ADCensus 测度计算初始代价,并使用 WTA 算法估计初始视差图和利用左右一致性检测准则得到结果坏点率(坏点数与视差图 D 中像素数的比率)如表 1 所示。

表 1 Teddy 初始视差图坏点率比较

Tab. 1 Error rate comparison of initial disparity map on Teddy

测度函数 视差图	AD		Census		ADCensus	
	坏点数	$\delta/\%$	坏点数	$\delta/\%$	坏点数	$\delta/\%$
左视差图	80 555	47.74	71 445	42.34	52 110	30.88
右视差图	80 348	47.61	71 391	42.31	52 161	30.91

由表中的数据可知,使用 ADCensus 相似性测度函数使得初始视差图的坏点率比分别单独使用另外两种测度的坏点率低 10% 以上,生成视差图的质量明显提升。

4.2 遮挡检测结果

为了评估遮挡检测算法的性能,本文引入统一的遮挡检测性能指标:① 查全率 δ_{ent} , 即标准遮挡图遮挡点总数与检测出的正确的遮挡点数比值;② 错检率 δ_{err} , 非遮挡点被误检为遮挡点的数目与检测出的正确的遮挡点数比值。查全率越高、错检率越低遮挡检测算法性能越好。

按照 3.1 节的遮挡检测算法, Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 的遮挡检测结果如图 1 所示,遮挡检测的结果与标准遮挡图十分接近。查全率与错检率如表 2 所示。

表 2 各图像对的查全率与错检率

Tab. 2 Rate of recall and false detection

图像对	查全率/%	错检率/%
Tsukuba	70.55	5.00
Venus	84.55	5.48
Teddy	84.89	3.54
Cones	85.22	7.81

由表 2 可知,除 Tsukuba 图外,本文遮挡检测算法的查全率均在 85% 左右,4 个图像对的平均查全率为 81.31%, 准确度很高。平均错查率为

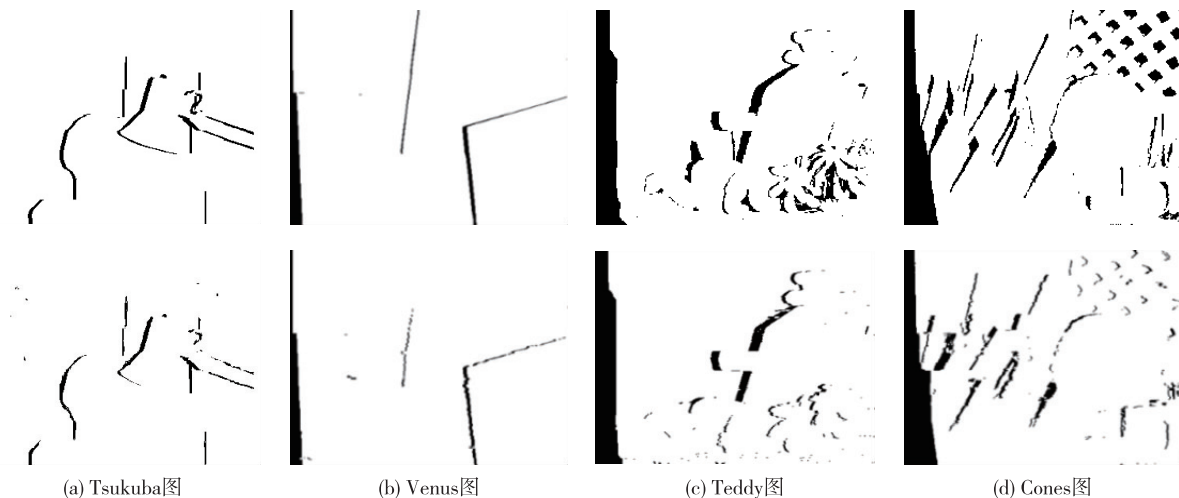


图 1 测试图像对的遮挡检测结果
Fig. 1 Result of occlusion detection on image pair

5.46%，错检率比较低，遮挡检测的综合性能比较好。

4.3 视差优化插值结果

按照第 3.2 节中的优化插值算法对遮挡区域进行插值处理，得到最终左视差图结果如图 2 所示。同时列出了传统的 DP 算法、目前 Middlebury 网站上使用 DP 优化算法中排名最靠前的 RegionTreeDP 算法。第 1~5 列依次为左视图、标准左视差图、本文算法结果、传统 DP 结果、RegionTreeDP 结果；第 1~3 行依次为 Tsukuba、Venus 和 Teddy 图像对的不同算法处理结果。

由图 2 可看出，本文算法有效抑制了传统 DP 算法的条纹现象。RegionTreeDP 在 Teddy 图的小熊左臂处的无纹理区域内未能正确地估计视差值，

而本文算法在该区域内给出了正确的视差估值。另外，在 Teddy 下方的地板处，本文算法的视差也比这两种算法更为平滑，更接近于标准视差图。

将本文算法的结果在 Middlebury 大学网站的测试平台上进行了测试，测试时间为 2013 年 12 月 12 日。测试平台引入误差限的概念，比如，当误差限设置为 1 时，即表示当算法结果上的点视差值与标准图像上对应点的视差值相差大于 1 时，则将该点视为错点。在测试中将误差限设定为 0.75 时，本算法的平均排名为 47.0，实际排名为 38 位。测试结果如表 3 所示。Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 图像对在未使用 GPU 等硬件加速的情况下，运行时间分别为 0.71, 1.31, 3.66, 3.71 s，本算法的运行速度较快。

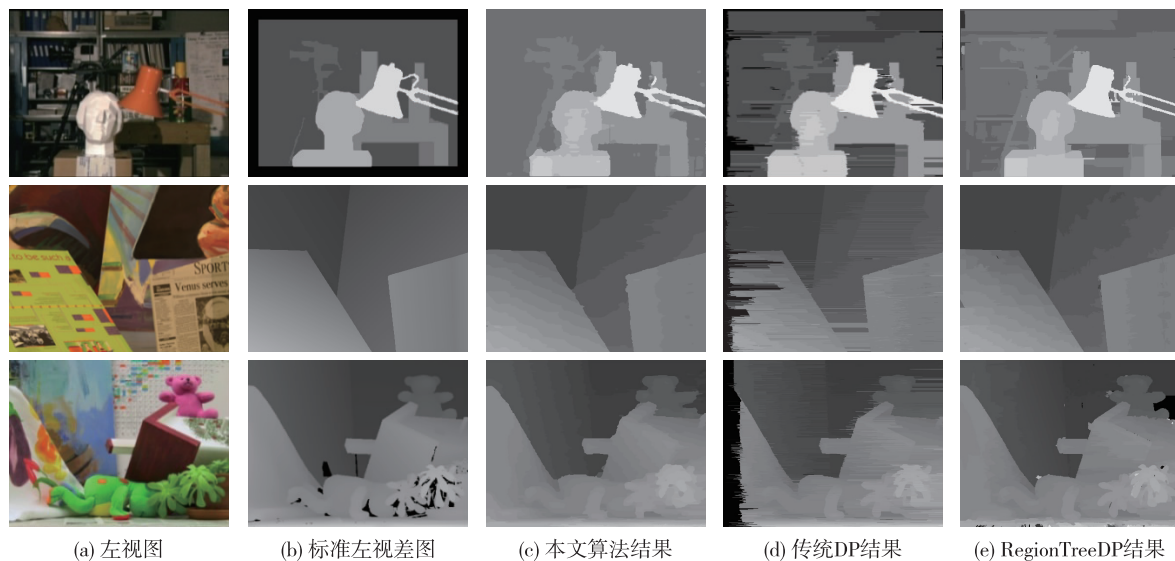


图 2 测试图像对的立体匹配结果
Fig. 2 Result of stereo matching on test image

表 3 Middlebury 大学网站的测试结果
Tab. 3 Test result of Middlebury's website

算法	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			评价排名
	noocc	all	disc	noocc	all	disc	noocc	all	disc	noocc	all	disc	
本文算法	8. 32 ₃₂	9. 43 ₃₃	19. 0 ₆₈	0. 69 ₃₇	1. 18 ₄₆	6. 02 ₇₃	6. 25 ₁₉	12. 7 ₃₄	17. 4 ₃₁	4. 83 ₆₅	10. 2 ₅₂	12. 4 ₇₄	47. 0
RegionTreeDP	21. 0 ₁₀₁	21. 1 ₉₉	18. 3 ₅₈	1. 09 ₆₈	1. 51 ₆₉	4. 21 ₃₅	10. 0 ₈₈	15. 1 ₇₁	20. 8 ₇₂	9. 80 ₁₂₇	15. 5 ₁₁₅	16. 1 ₁₀₉	84. 3
DP	19. 6 ₉₄	20. 6 ₉₄	22. 8 ₁₀₆	13. 6 ₁₄₄	14. 5 ₁₄₃	24. 1 ₁₃₄	19. 2 ₁₃₄	26. 3 ₁₃₆	25. 6 ₁₁₅	13. 8 ₁₃₆	22. 1 ₁₃₇	25. 7 ₁₃₄	125. 6

5 结 论

设计的 AD 与 Census 变换相结合的相似性测度函数,有效地提高了初始匹配代价计算的准确率. 在全局能量代价函数中引入了线性平滑约束项,并结合动态改变搜索半径的方法,能够在梯度变化较小处,增大平滑项,减小搜索半径,保持视差的平滑性,而在物体边界的梯度变化较大处,减小平滑项,增大搜索半径,允许视差的跳变,使得立体匹配的速度和准确性都得到提高. 基于颜色和距离相似性的视差优化插值算法能够保持物体轮廓的完整、清晰. 与其它的立体匹配算法对比表明,本文的立体匹配算法具有较好的性能.

参考文献:

[1] Birchfield S, Tomasi C. Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo[J]. International Journal of Computer Vision, 1999,35(3):269 - 293.

[2] Xiao J, Xia L , Lin L. A segment-based stereo matching method with ground control points [C] // Proceedings of International Conference on Environmental Science and Information Application Technology(ESIAT). [S. l.]: IEEE, 2010:306 - 309.

[3] Chang X F, Zhou Z, Wang L. Real-time accurate stereo matching using modified two-pass aggregation and winner-take-all guided dynamic programming [C] // Proceedings of International Conference on 3D Imaging,

Modeling, Processing, Visualization and Transmission (3DIMPVT). Hangzhou: IEEE, 2011:73 - 79.

[4] Cyganek B, Borgosz J. A comparative study of performance and implementation of some area-based stereo algorithms [C] // Proceedings of the 9th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. Berlin, Heidelberg: Springer, 2001:709 - 716.

[5] Irijanti E, Nayan M Y, Yusoff M Z. Fast stereo correspondent using small-color census transforms[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent and Advanced Systems. [S. l.]: IEEE, 2012:685 - 690.

[6] Ho Y S, Jang W S. Occlusion detection using warping and cross-checking constraints for stereo matching[M]. The Era of Interactive Media. New York: Springer, 2013.

[7] Zhu W Q. Variation stereo matching with left right consistency constraint [C] // Proceedings of International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR). [S. l.]: IEEE, 2011:222 - 226.

[8] Yang Q, Wang L, Ahuja N. A constant-space belief propagation algorithm for stereo matching [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR, 2010). [S. l.]: IEEE, 2010:1458 - 1465.

(责任编辑:李兵)