

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107931

基于重排序 Census 变换的半全局立体匹配算法^{*}

曹毅¹ 包祥威² 吴翔²

(1.河南工业大学机电工程学院 郑州 450000; 2.河南工业大学电气工程学院 郑州 450000)

摘要: 针对立体匹配中传统局部算法在计算匹配代价时精度低、抗噪能力弱等问题,提出一种结合改进的 Census 变换和单方向动态规划优化的半全局立体匹配算法。首先,重排序不同尺度的 Census 变换窗口中的像素,取其中值计算 Hamming 距,解决了传统算法对 Census 变换窗口中心像素依赖的问题。其次,基于单方向动态规划的路径聚合算法对初始代价进行优化,减少初始代价中的异常匹配点,提高对弱纹理部分的视差重建,进一步提高匹配精度。最后,采用赢者通吃策略选择单个像素最小代价聚合值所对应的视差,并在视差优化阶段基于左右一致性原则剔除错误视差。实验结果表明,改进的半全局立体匹配算法生成的初始视差图平均误匹配率降低了 8.22%,质量相对更高;且在不同噪声下的平局误匹配率均在 8% 以下,有效的增强了抗噪声的鲁棒性,提升了匹配精度。

关键词: 半全局立体匹配; Census 变换; 代价聚合; 左右一致性检测; 赢者通吃

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Semi-global stereo matching algorithm based on reordered Census transform

Cao Yi¹ Bao Xiangwei² Wu Xiang²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450000, China;

2. School of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: A semi-global stereo matching algorithm with reordered Census transform and unidirectional dynamic programming optimization is proposed for improving match accuracy and weak immunity in the computation of matching cost. Firstly, the pixels in the Census Transform window in different scales are reordered and the median values are taken to calculate the Hamming distance, which solves the problem of over-reliance on the center pixel of the Census Transform window in traditional algorithm. Then, to improve the matching accuracy, the path aggregation algorithm based on unidirectional dynamic programming is applied to optimize the initial generation value, which can reduce the abnormal matching points and perfect the parallax reconstruction of the weak texture parts. Finally, a winner-take-all strategy is adopted to select the parallax corresponding to the minimum cost aggregation value for pixel selection, and the wrong parallax is eliminated by using left-right consistency detection in the parallax optimization stage. The experiment shows that this improved semi-global stereo matching algorithm generates an 8.22% reduction in the average mis-match rate of the initial parallax map, which is relatively higher in quality, and the flat mismatch rate under different noises is below 8%, which effectively enhances the robustness against noise and improves the matching accuracy.

Keywords: semi global match; Census transformation; cost aggregation; left-right consistency; winner-take-all

0 引言

双目立体视觉技术是获得物体内部深度信息的一种主要技术手段,应用于三维空间测量、机器人 SLAM 以及无人驾驶汽车等领域。双目立体匹配作为立体视觉研究领域

的一项核心课题,目的是获取双目图像中每个像素点之间的水平差别,即视差,直接影响三维场景中深度信息获取的准确度^[1]。

立体匹配的研究始于 Marr 视觉理论的提出,1977 年, Marr 等提出了计算视觉理论,直接加快了计算机双目立体

收稿日期:2021-09-23

* 基金项目:河南省教育厅自然科学基金项目(20A413004)、小麦和玉米深加工国家工程实验室(NL2016012)、河南省创新科技人员队伍建设项目(114100510015)资助

匹配理论算法的发展^[2]。随着计算机视觉的高速发展,立体匹配技术也逐渐发展成熟,2002年,经过系统整理和归纳,Scharstein 等人根据视差优化方式的不同,将立体匹配算法划分为两大类^[3]:基于动态规划的全局立体匹配算法和基于局部区域相似性度量的局部立体匹配算法。全局立体匹配算法主要有动态规划(dynamic programming, DP)^[4]、置信度传播算法(belief propagation, BP)^[5]、图分割法^[6]和斜面参数优化算法^[7]等。全局算法虽然在多数情况下能够获得高质量的视差图,但是算法的复杂程度极高,导致了计算效率低,不易于硬件实现,很难达到实时性的性能;常见的局部立体匹配算法有归一化互相关算法 NCC(normalized cross correlation)^[8]、平方差之和算法 SSD(sum of squared differences)^[9]和绝对误差和算法 SAD(sum of absolute difference)^[10],由于局部匹配算法仅考虑匹配点邻域内像素对匹配的影响,通过比较左右图像的待匹配点局部性进行匹配,所以选择匹配窗口的大小较为困难,使得对光照等干扰因素比较敏感,对于局部弱纹理、局部重复纹理和局部视差不连续等情况的处理极易产生误匹配^[11]。随着双目立体匹配算法在各行业的广泛应用,针对现实情形的复杂多样性,如何提高立体匹配算法的精确性和鲁棒性,并且提高算法实现的简易性和时效性,排除诸多影响因素对匹配结果的干扰,都需要进一步的探究。

在某些含有噪声干扰的复杂情形中,利用传统的局部 Census 变换算法得到的匹配代价值噪声较大,误匹配率较高,从而影响最终视差图的质量。针对以上情况,结合全局和局部立体匹配算法的优点,同时避免两者的缺点,提出了一种改进的 Census 变换和单方向动态规划优化的抗噪半全局立体匹配算法。本文通过对传统 Census 算法进行改进,克服对窗口中心像素的依赖,增强了初始代价值对噪声的抗干扰性。为了提高视差图质量,引进基于单方向动态规划理论的半全局立体匹配算法,对初始代价值进行聚合优化,将每个像素与周围像素联系起来,将其在某个视差值下的代价值重新计算。通过优化得到的视差图和全局算法具有相同的效果,而且算法效率却有较高的提升。

1 本文算法原理

首先,本文对局部算法中的传统 Census 变换算法进行改进,计算出初始代价值,同时引入基于单方向动态规划理论的 SGM(Semi-global stereo matching)算法^[12]进行代价值聚合优化。然后,选择 WTA(winner take all)算法^[13]计算最小聚合代价值对应的视差值,得到初始视差图。最后,对初始视差图进一步优化,获取高质量视差图。算法原理如图 1 所示。

1.1 传统 Census 变换算法

传统局部算法中的 Census 变换算法计算匹配代价值是使用像素邻域内的局部灰度差异将像素灰度转换为比特串,通过将邻域窗口(窗口大小为 $m \times n$, m 和 n 都为奇数)

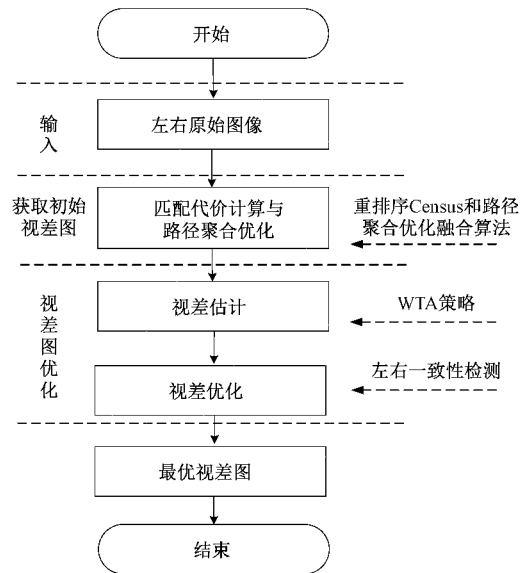


图 1 算法原理框图

内的像素灰度值与窗口中心像素的灰度值进行比较,将比较得到的布尔值映射到一个比特串中,最后用比特串的值作为中心像素的 Census 变换值公式如式(1)所示。

$$C_s(u, v) := \bigotimes_i^{n'} \bigotimes_{-n'}^{m'} \xi(I(u, v), I(u+i, v+j)) \quad (1)$$

其中, n' 和 m' 分别为不大于 n 和 m 的一半的最大整数, \bigotimes 为比特位的逐位连接运算, ξ 运算则由式(2)定义:

$$\xi(x, y) = \begin{cases} 0, & x \leq y \\ 1, & x > y \end{cases} \quad (2)$$

经过 Census 变换后,窗口内部像素值被替换为一个只含 0 和 1 的比特串。该比特串的排序只与窗口内的中心像素值和邻域像素值有关。

计算流程如下:

- 1) 分别计算左右图像中 Census 变化值(比特串);
- 2) 计算左右图像同位点像素的汉明(Hamming)距离;
- 3) 计算视差图。

匹配代价计算公式为:

$$C(u, v, d) := \text{Hamming}(C_{sl}(u, v), C_{sr}(u-d, v)) \quad (3)$$

基于 Census 变换的匹配代价值计算方法如图 2 所示。

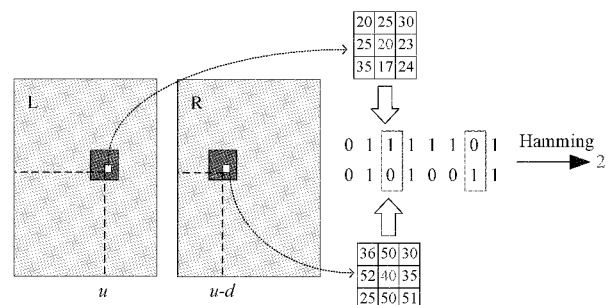


图 2 匹配代价值计算方法

其中, Hamming 距是指两个比特串的对应位不相同的数量, 计算方法为将两个比特串进行亦或运算, 再统计亦或运算结果的比特位中不为 1 的个数。Hamming 距离越大, 同位像素点的匹配度精度越低, 距离越小, 匹配精度越高。

但是只通过局部的 Census 变换算法计算得到的视差图匹配精度很低, 无法计算最优视差。图 3 是通过 Census 算法计算得到的视差图。



(a) 标准测试图



(b) 视差图

图 3 Census 变换算法视差图

由图 3(b) 可以看到传统算法计算得到的视差图噪声较多, 同位点匹配错误率高, 部分弱纹理区域重建不完整。由此可见传统的 Census 算法对噪声鲁棒性偏弱, 采用这种类型视差图获取场景的深度图像有很大的难度。

1.2 改进的重排序变换与路径聚合优化算法

针对以上问题, 本文中通过对传统的 Census 变换算法进行改进, 并引进路径聚合算法对初始代价值优化。

传统的 Census 变换算法在求取 Census 变换值时通过中心像素与窗口内其它像素作比较, 因此对中心像素依赖性较大, 若中心像素发生变化, 计算结果(比特串顺序)也会发生变换, 在复杂情形中, 算法对噪声鲁棒性较弱。针对以上情况, 本文算法提出一种重排序的 Census 变换算法, 对 Census 窗口中邻域像素(不包括中心像素)根据灰度值大小进行升序排序, 取数组内的中值代替中心像素。中值求取过程如图 4 所示。

图 4 中, \bar{a} 表示升序数组的中值; $[a]$ 表示取整。若数组大小是偶数, 中值取中间元素的平均值, 若平均值为浮点数类型, 则四舍五入取整。

如图 5 所示, 当中心像素 20 时, 传统算法计算得到的 Census 变换值为 011111101, 当中心像素突变为 26 时, 变换值为 00100100, 码串顺序发生了明显的变化; 若采用重

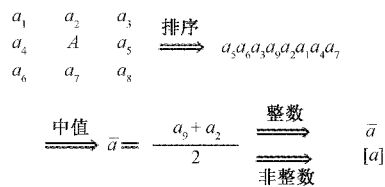


图 4 中值计算示意图

排序 Census 变换算法计算变换值, 虽然中心像素发生突变, 但此时窗口计算已经不依赖中心像素, 结果仍为 00100100。

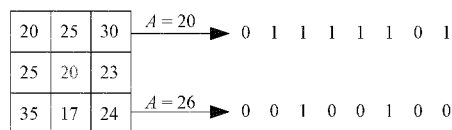


图 5 Census 3×3 的窗口

传统方法中, 中心像素受到噪声等影响时, Census 变化值发生变化, 计算 Hamming 距时结果偏大; 改进方法中, 不再对窗口中心像素依赖, 受到噪声影响时, Census 变化值保持不变, Hamming 距也不会变化。

为进一步提高上述计算的匹配代价值的精准性, 本文算法接下来引进基于单方向动态规划的路径聚合优化算法对初始匹配代价值进行优化。

本文优化算法采用全局立体匹配算法的思路^[14], 通过寻找图像的最优视差使全局能量函数最小化, 式(4)为能量函数的定义式:

$$E(d) = E_{\text{data}}(d) + E_{\text{smooth}}(d) \quad (4)$$

其中, E_{data} 为数据项, E_{smooth} 是平滑项。

为高效的解决(式 4)中二维最优化问题, 提出更具体化的能量函数如式(5)所示。

$$E(D) = \sum_p C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1] \quad (5)$$

其中, 公式的第 1 项表示当视差为 D 时所有像素的匹配代价的累加项; 第 2 项和第 3 项是平滑项。

针对提出的具体能量函数(式 5)依然是一个 NP^[15] 完全问题, 给出基于单方向动态规划的路径代价聚合优化策略, 将寻找二维最优解问题近似拆分为多个一维路径聚合的方式。对每个像素在所有视差下的匹配代价进行像素周围路径上的一维聚合, 然后将计算出的每个路径代价值相加, 得到各个像素聚合后的匹配代价值。像素 p 沿着路径 r 的路径代价计算方法如式(6)所示。

$$L_r(p, d) = C(p, d) + \min \left\{ \begin{array}{l} L_r(p-r, d) \\ L_r(p-r, d-1) + P_1 \\ L_r(p-r, d+1) + P_1 \\ \min_i L_r(p-r, i) + P_2 \end{array} \right\} - \min_i L_r(p-r, i) \quad (6)$$

其中, p 代表像素, r 代表路径。 L 是聚合代价值, C 是初始代价值。

$L(p-r, d)$ 表示路径内上一个像素视差为 d 时的聚合代价值; $L(p-r, d-1)$ 表示路径内上一个像素视差为 $d-1$ 时的聚合代价值; $L(p-r, d+1)$ 表示路径内上一个像素视差为 $d+1$ 时的聚合代价值; $\min(L(p-r, i))$ 表示路径内上一个像素所有代价值的最小值。路径代价聚合算法示意如图 6 如下:

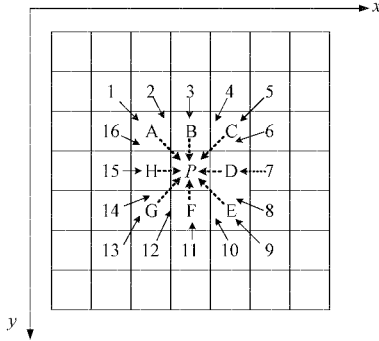


图 6 路径聚合示意图

图 6 中, 根据方格中数字与字母可将聚合方式分为 3 种, 数字为 1~16 的 16 个方向箭头表示 16 路径, 字母为 A~H 的 8 个方向箭头表示 8 路径, 其中 4 路径则用字母为 B、D、F、H 的 4 个方向箭头表示。一般来说, 聚合的路径数越多, 效果越好, 但效率越低。通过式 (7) 计算像素的总路径代价值。

$$S(p, d) = \sum L_r(p, d) \quad (7)$$

考虑保持算法的高效性, 本文中采用 8 路径聚合优化算法, 计算像素点在视差 d 下的代价聚合值 $S(p, d)$ 。

路径代价聚合优化算法是基于动态规划的近似最优化解问题, 把当前像素的最优解问题分解成 N 个方向的子问题最优解。上述将改进的重排序 Census 变换算法与路径聚合优化算法相结合, 加强了像素之间联系, 计算得到的代价值相比于单一像素代价匹配, 有效削弱噪声对图像造成的影响, 进一步提高了匹配精度, 同时也能很好地保留图像的边缘信息。

1.3 视差优化

在对初始代价值进行聚合优化之后, 视差计算采用 WTA(赢家通吃)算法。在聚合优化后的代价空间中, 将待匹配像素点 P 计算出的最小匹配代价对应的视差值, 作为像素点 P 的初始视差 d_0 , 计算公式为:

$$d_0(p) = \operatorname{argmin}[C(p, d)] \quad d_0(p) = \operatorname{argmin}[C(p, d)] \quad (8)$$

式中: $C(p, d)$ 表示视差值为 d 时的匹配代价值。

最后, 优化初始视差图。1) 在初始视差图中采用左右一致性策略找出误匹配点。2) 剔除掉视差图中连通的极小块区域。3) 选择可靠视差值对误匹配点进行视差填充。

1.4 误匹配率计算

视差图的误匹配百分比通常是评价视差图质量的有效手段, 计算公式为:

$$W = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} (|d(x,y) - d_g(x,y)| > \theta) \quad (9)$$

其中视差图像素点总数为 N ; $d(x, y)$ 为算法所得像素点 (x, y) 的视差值; $d_g(x, y)$ 为 Middlebury^[16] 数据集提供的标准视差图对应像素点 (x, y) 的视差值; θ 为阈值。

2 实验结果分析

为了验证本文算法的可靠性, 在 Visual Studio 2019 开发平台下使用 C++ 语言编写算法, 并通过 OpenCV 开源视觉库对图像进行读取、显示和保存等操作。实验硬件设备为: Intel(R) Core(TM) i5-4200H CPU @ 2.80 GHz 和 12 GB 运行内存。本文的实验图像采用于 Middlebury 网站中的标准数据集。采用四组图像, 分别为 Cones, Reindeer, Wood2 和 Cloth3, 如表 1 所示, 分别对应着 4 组标准测试图像的像素以及对应的视差搜索范围。

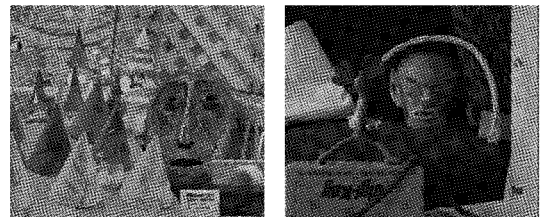
表 1 测试图的大小及视差范围

参数	Cones	Reindeer	Wood2	Cloth3
尺寸	450×375	671×555	653×555	626×555
视差范围	[0, 64]	[0, 128]	[0, 128]	[0, 128]

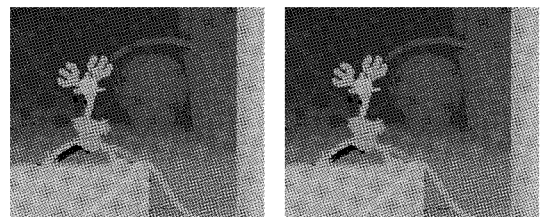
得到的视差图提交到 Middlebury 网站进行评估, 关于误匹配率的计算方法已在本文 1.4 节中详细阐述。

2.1 初始匹配代价评估

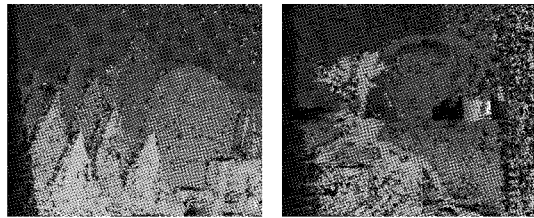
为了验证本文算法的重排序 Census 算法在计算初始代价匹配阶段的先进性, 分别对重排序 Census 算法与传统 Census 算法进行对比实验, 采用 Middlebury 数据集中 Cones 与 Reindeer 两组图像, 将两种算法得到视差图与标准视差图作比较, 并对无遮挡区域的误匹配率求平均值进行分析。实验结果如图 7 所示, 两种算法的平均误差率如表 2 所示。



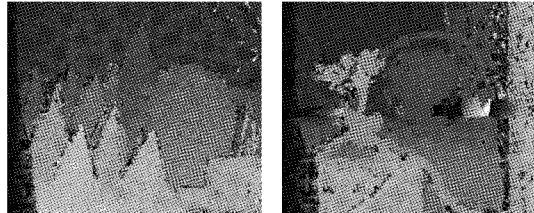
(a) 标准测试原图



(b) 真实视差图



(c) 传统Census算法视差图



(d) 重排序Census算法视差图

图 7 初始匹配代价算法对比

表 2 两种算法的平均误匹配率 %

算法	平均误匹配率 %
传统 Census 算法	23.14
改进重排序算法	14.92

将图 7(c)、(d)与(b)中的标准视差图对比可以看出,两种算法都有存在着一定的缺陷,但改进的重排序 Census 算法要比传统算法更优越。传统的 Census 算法重现场景的轮廓不清晰,生成的视差图中噪声较多,图 7(d)中改进的重排序算法能重现更完整的场景轮廓,并减少了视差图中的噪点。表 2 的数据更精确说明了在计算初始代价阶段,改进的重排序算法能够有效减少误匹配率,提高了抗噪性。

2.2 抗噪分析

为进一步验证本文算法的抗噪性,将本文算法分别与 SAD,NCC 和 AD-Census^[17] 3 种算法进行了对比试验。采用 Middlebury 数据集集中的 Cones, Reindeer, Wood2 和 Cloth3 4 幅图像。

实验过程为:对 4 组测试图分别加入噪声密度为 0.04,0.06,0.09,0.12 的椒盐噪声和标准差为 2,4,6,8 的高斯噪声;用 4 种算法计算 4 幅图像在不同噪声下的视差图,将所得视差图与标准视差图作比较,计算出每种噪声下每种算法在 4 幅图像中无遮挡区域的平均误匹配率并分析,结果如表 3、4 所示。

表 3 4 种算法在椒盐噪声下的平均误匹配率 %

算法	SAD	NCC	AD Census	本文算法
0	6.25	4.63	3.89	2.99
0.04	7.27	4.99	4.53	3.89
0.06	8.18	6.68	5.78	4.56
0.09	9.89	9.11	7.44	5.46
0.12	12.66	11.23	10.73	6.23

表 4 4 种算法在高斯噪声下的平均误匹配率 %

算法	SAD	NCC	AD Census	本文算法
0	6.83	4.63	3.89	2.99
2	7.54	5.33	5.25	4.11
4	8.44	6.38	6.02	5.32
6	10.35	8.89	8.16	6.11
8	13.58	12.56	10.55	7.11

表 3 和 4 分别记录了四种算法在两种噪声下的平均误匹配像素比。图 8 和 9 对应每组数据的直方图,能够更直观的展现四种算法的实验对比效果。

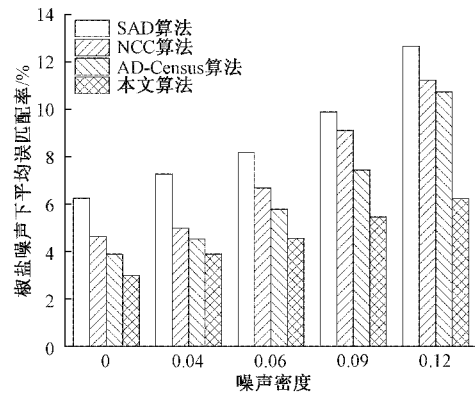


图 8 椒盐噪声下 4 种算法误匹配率柱状图

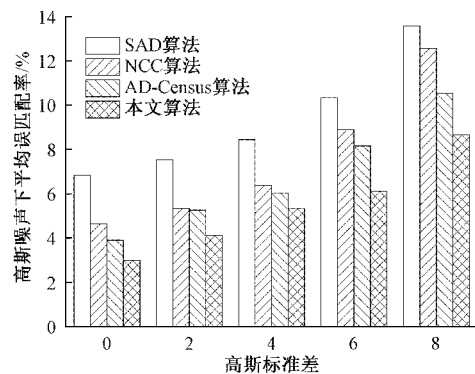


图 9 高斯噪声下 4 种算法误匹配率柱状图

根据表 3 的数据和图 8 的柱状图中可以明显看出,椒盐噪声密度范围在 0 到 0.12 之间时,本文算法在非遮挡区域的平均误匹配率保持最小。密度范围在 0~0.04 之间时,NCC、ADCensus 和本文算法对应的平均误匹配率相差不多,随着添加噪声密度逐渐变大,其他 3 种算法对噪声的处理能力越来越弱,而本文算法优势愈发明显,表明本文算法对椒盐噪声的抗干扰能力强。

由表 4 的数据与图 9 的柱状图可以看出,对任何标准差下的高斯噪声,本文算法在非遮挡区域平均误匹配率均是最低,优势比较明显。当时高斯标准差范围在 0~4 之间时,NCC、ADCensus 和本文算法处理噪声的能力相差不

大,但随着高斯噪声增强,其余 3 种算法与本文算法的差距越来越大,尤其是 SAD 算法在 4 种算法中表现最弱。表明本文算法对高斯噪声的鲁棒性较强。

综合上述的实验结果可以得出,本文提出的基于重排序和单方向动态规划优化算法在非遮挡区域均可以有效的避免不同噪声带来的干扰,匹配结果均优于其他 3 种传统

算法,对两种噪声都有良好的鲁棒性。

根据表 3 与 4 中数据可知,AD-Census 算法的效果在众多情况中仅次于本文算法,本文将两种算法生成的最终视差图作效果对比图。如图 10 所示,是本文算法与 AD-Census 算法对添加高斯噪声的 Cones, Reindeer, Wood2 和 Cloth3 四幅图像进行匹配得到的视差图。

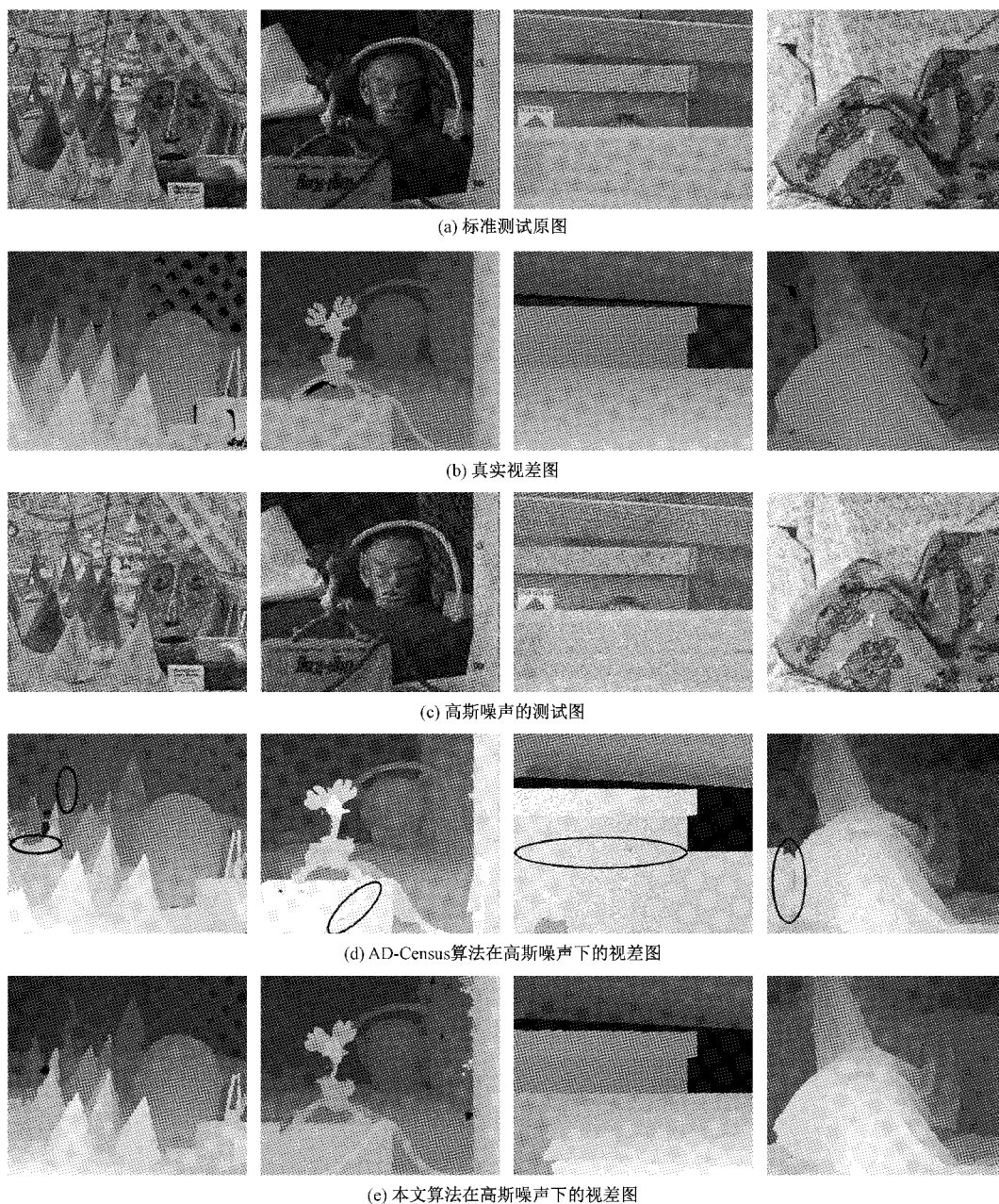


图 10 实验结果对比

图 10(c)为添加了高斯噪声的测试图,图 10(d)为 AD-Census 算法匹配得到的视差图,图 10(e)为本文算法匹配得到的最终视差图。通过图 10(d)与(e)两种算法生成的视差图的比较可以看出,采用本文算法得到的视差图效果较好,AD-Census 算法在处理含有噪声的图像时匹配效果

较差。在图 10(d)中生成的 Cones、Reindeer 和 Cloth3 视差图中(椭圆标记部分),白色误匹配点较多,甚至出现部分白色误匹配区域,且对图像边缘的重建存在缺陷;图 10(d)中生成的 Wood2 和 Reindeer 视差图中(椭圆标记部分),弱纹理部分重建不完整。相较于对比算法,本文提出的算

法在非遮挡区域很大程度提高了匹配精度,能够有效削弱图像中的噪声干扰点,鲁棒性更强;在弱纹理区域可以获得较高精度的重建,在纹理丰富、含有多重纹理的图像中匹配更佳,可得到较高精度的稠密视差图。

3 结 论

本文提出一种改进的重排序 Census 变换,通过重排序 Census 窗口算法计算得到初始代价值相比传统算法更具优越性;同时引进基于动态规划理论的路径聚合优化算法,并从 8 个方向对像素的原初始代价值进行能量聚合,聚合后的代价更能反应像素之间的联系,提升了匹配精度,对噪声的鲁棒性进一步提高;在视差选择的阶段,采用赢家通吃策略和左右一致性检测方法获得稠密视差图。实验结果表明,改进的 Census 变换和路径聚合优化算法可用于立体匹配,特别是适合含有噪声干扰的图像,有效的提升了视差精度,能够更精确的获取目标物体的深度信息。可对本文算法进行进一步研究,能够使得运算效率进一步提升。

参考文献

- [1] 李艳艳,潘晋孝,刘宾. 基于相似度匹配的场景深度估计方法[J]. 国外电子测量技术,2021,316(3):37-40.
- [2] 郑晓亮,周晓,欧科君,等. 基于 TCensus 的立体匹配算法及 FPGA 设计[J]. 国外电子测量技术,2017,272(7):71-76,94.
- [3] 赵倩. 基于 3D 卷积模块和视差分割的立体匹配方法[J]. 电子测量技术,2021,374(18):72-77, DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2107066.
- [4] 张世辉,杨志荣,孔令富. 基于行列双向约束的动态规划立体匹配算法[J]. 仪器仪表学报,2010,31(10):2186-2191.
- [5] BESSE F, ROTHER C, FITZGIBBON A, et al. Pmbp: Patchmatch belief propagation for correspondence field estimation[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 2-13.
- [6] 陈炎,杨丽丽,王振鹏. 双目视觉的匹配算法综述[J]. 图学学报,2020,41(5):702-708.
- [7] 曹晓倩,孙连山,李健. 斜面参数优化全局立体匹配算法研究[J]. 计算机工程与应用,2018,54(17):198-201,213.
- [8] 王云峰,吴炜,余小亮,等. 基于自适应权重 AD-Census 变换的双目立体匹配[J]. 工程科学与技术,2018,50(4):153-160.
- [9] 邹进贵,万茨,孟丽媛. 一种基于自适应权重 SAD 与 Census 融合的匹配算法[J]. 测绘通报,2018(11):11-15.
- [10] AHMAD W, HAMZAOGLU I. An efficient approximate sum of absolute differences hardware for FPGAs[C]. 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics(ICCE), IEEE, 2021: 1-5.
- [11] 路乾坤,李彦. 基于自适应窗口与权重的立体匹配算法[J]. 电子测量技术,2019,322(14):117-122.
- [12] 顾梦娇,朱宇锋,郭迎庆,等. 基于半全局立体匹配算法的改进研究[J]. 电子测量技术,2020,351(19):89-93.
- [13] 张来刚,魏仲慧,何昕,等. 面向低纹理图像的快速立体匹配[J]. 液晶与显示,2013,28(3):450-458.
- [14] 黄超,张雨菲. 基于双目视觉的自适应匹配优化方法[J]. 计算机工程,2018,44(8):263-267.
- [15] 程思培,达飞鹏. 基于动态规划的分层立体匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(7):1665-1672.
- [16] MUKHERJEE J, MITRA S K. Enhancement of color images by scaling the DCT coefficients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1783-1794.
- [17] 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), IEEE, 2011: 467-474.

作者简介

曹毅,教授,硕士生导师,主要研究方向为机器人控制技术和智能检测技术。

E-mail: caoyioffice@163.com

包祥威,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 1264484094@qq.com

吴翔(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉与机器人控制。

E-mail: xiangw@haut.edu.cn