

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211055

基于改进 Census 代价和优化引导滤波立体匹配算法 *

刘 旺 陈焱涛 刘 芳

(武汉纺织大学机械工程与自动化学院 武汉 320200)

摘要:为了提高局部立体匹配的精度,提出了一种基于改进 Census 代价和优化引导滤波的立体匹配算法。针对传统 Census 代价计算在视差不连续区域代价计算不准确的问题,在 Census 变换过程中进行邻域像素有效性标记,通过给不同有效性处计不同代价值,降低无效像素对整体代价的影响;在引导滤波代价聚合阶段,采用两种大小的窗口计算线性系数,然后根据图像区域划分结果选取不同线性系数,解决了固定窗口尺寸造成的局部区域代价聚合不适应的问题;最后通过视差计算和视差优化得到最终视差图。在 Middlebury v3 立体匹配评估平台上进行实验,结果表明,本文算法在非遮挡区域和所有区域的平均误匹配率分别为 18.17% 和 23.81%,与很多现有算法相比表现更优。

关键词:立体匹配;Census 代价;引导滤波;线性系数

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Stereo matching algorithm based on improved Census cost and optimized guided filter

Liu Wang Chen Yitao Liu Fang

(School of Mechanical Engineering and Automation, Wuhan Textile University, Wuhan 320200, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of local stereo matching, a stereo matching algorithm based on improved Census cost and optimized guided filtering is proposed. Aiming at the problem that the traditional Census cost calculation is not accurate in the cost calculation of disparity discontinuous region, the neighborhood pixel validity label is carried out in the Census transformation process, and the influence of invalid pixels on the overall cost is reduced by calculating different generation values for different validity points. In the stage of guided filtering cost aggregation, two sizes of windows are used to calculate the linear coefficients, and then different linear coefficients are selected according to the results of image region division, which solves the problem of inadaptability of local region cost aggregation caused by fixed window size. Finally, the final disparity map is obtained by disparity calculation and disparity optimization. Experiments were carried out on the Middlebury v3 stereo matching evaluation platform. The results show that the average mismatch rates of the proposed algorithm in the non-occluded area and in all areas are 18.17% and 23.81%, respectively, which are better than many existing algorithms.

Keywords: stereo matching; Census cost; guided filter; linearity factor

0 引言

双目立体视觉是计算机视觉的重要分支,被广泛应用于三维测量^[1]、模型重建^[2]、无人驾驶^[3]和机器人^[4]等领域。双目视觉中最关键的步骤就是获得对象的深度信息,立体匹配算法基于左右相机拍摄的具有一定重叠区域的两幅图像,通过搜索同名像素点得到视差图,之后通过结合视差图和双目视觉模型就可以还原出深度信息,可以说,由立体匹配获得的视差图的精度直接决定了双目视觉的精度。

立体匹配算法大致可以分为全局立体匹配^[5-7]、半全局立体匹配^[8]和局部立体匹配三类。全局立体匹配算法通过构建全局能量函数并最优化来求取视差,这类算法能够得到较高精度的视差图,但算法复杂、计算开销大且匹配时间长,难以运用于实际;半全局立体匹配算法针对全局立体匹配算法耗时长的缺点,通过结合全局立体匹配算法和局部立体匹配算法各自的优点,在保证视差图一定精度的情况下提高了匹配效率,但是其时间消耗相对于局部立体匹配算法还有待进一步减少;局部立体匹配算法的优点是计算

收稿日期:2022-08-12

*基金项目:国家自然科学基金(51775388)项目资助

开销小和匹配效率高,且随着众多研究者的不懈努力,现在的局部立体匹配算法的精度已经能和全局立体匹配算法相当。

Scharstein 等^[9]经归纳总结,将立体匹配算法的一般过程划分为:代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化 4 个步骤。在代价计算中 Census^[10]变换因为计算复杂度低且对光照变化不敏感的优点,得到了广泛应用。但 Census 算法也有一些严重的缺点,其一,Census 变换严重依赖于窗口中心像素,受噪声影响较大。其二,在深度不连续区域,左右图像的某些像素点在另一幅图像上可能没有对应点,当窗口邻域中包含这些点(无效点)时,会严重影响当前代价计算像素的匹配精度。针对第 1 个问题,目前已有很多效果良好的解决方法^[11-13],在此不做过多赘述。对于第 2 个问题,文献[14]提出了一种自适应权重 Census 变换算法,该方法通过构建中心像素与邻域像素的颜色相似性函数在 Census 变换过程中为每个邻域像素分配权重,与中心点颜色相近的点分配较大的权值,在 Census 变换码中占较大比重;反之,占较小比重。实验表明,该方法能有效降低深度不连续区域的误匹配率,但是,该方法直接将权值作为 Census 变换码,Census 变换结果受权值计算影响很大,且 Census 变换码过长和权值计算导致算法耗时过长、计算开销大。

单个像素点的代价一般不可靠,代价聚合将多个点的代价聚合在一起,能显著提高立体匹配精度。现有的代价聚合方法可分为固定窗口法、自适应窗口法、自适应权重法和滤波法,在这些方法中,引导滤波(guided filter)因良好的边缘保持特性和与窗口大小无关的极高聚合效率而应用广泛。Hosni 等^[15]首先将引导滤波应用于代价聚合,得到的视差图具有良好的边缘保持效果且计算效率大大提高。传统引导滤波的窗口大小是固定的,选择过大的窗口在视差不连续区域过度平滑造成边缘模糊,过小的窗口在弱纹理区域匹配精度不高。

基于上述分析,本文提出了一种基于改进 Census 代价和优化引导滤波的立体匹配算法。在代价计算阶段,Census 变换的同时进行邻域像素有效性标记,然后在汉明距离代价计算时,通过给有效像素处较大的代价值,无效像素处较小的代价值,较低无效像素对整体代价的影响,提高代价计算准确性。在代价聚合阶段,分别采用不同大小窗口计算线性系数,然后根据区域划分结果选取不同窗口计算的线性系数进行引导滤波输出,提升代价聚合效果。此外,为提高算法的计算效率,提出了位运算代价计算法。

1 算法描述

1.1 改进 Census 匹配代价计算

传统的 Census 代价计算方法的算法流程可以概括为两个阶段:1)Census 变换;2)汉明距离代价计算。

1) Census 变换

Census 变换的原理是,对于图像中某一个待变换的像素点 p ,以 p 为中心创建一个矩形窗口 w 。将 w 内所有除中心参考像素 p 之外的像素点 q_i 的灰度值与 p 进行比较,若 q_i 点的灰度值小于 p 点的灰度值,则将 q_i 点标记为 1,否则标记为 0。标记完所有点之后,依次从上到下、从左到右连接标记码得到一个二进制比特串 T ,此比特串即为 Census 变换码。

Census 变换过程可用下式表示:

$$\xi[I(p), I(q)] = \begin{cases} 0, & I(p) \leqslant I(q) \\ 1, & I(p) > I(q) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I(p)$ 为参考像素的灰度值; $I(q)$ 为窗口邻域像素的灰度值。由转换之后的标识码按顺序连接得到特定的比特串,可表示为:

$$Cen(p) = \bigotimes_{q \in N_p} \xi[I(p), I(q)] \quad (2)$$

式中: \otimes 为按位连接符; N_p 为点 p 的矩形窗口邻域。

2) 汉明距离代价计算

根据上面的 Census 变换流程分别对左右两幅图像进行变换得到对应的 Census 图像。在视差值为 d 时,将左图像中像素点 p 与右图像中像素点 $(p-d)$ 之间的 Census 变换码进行异或运算,计算汉明距离(异或运算后 1 的数量),得到视差值为 d 时的匹配代价。该过程定义如下:

$$C(p, d) = \text{Hamming}[C_L(p), C_R(p-d)] \quad (3)$$

式中: $C(p, d)$ 表示在视差值为 d 时的匹配代价; $C_L(p)$ 表示左图像中点 p 的 Census 变换码; $C_R(p-d)$ 表示右图像中点 $(p-d)$ 的 Census 变换码。

由于双目相机拍摄视角的不同,在深度不连续区域,左右图像中某些像素点在另一幅图像没有对应的同名点(定义为无效点)。如图 1 所示是从 Teddy 左右图像中截取出来的深度不连续区域,可以明显的看到,对于图中一对 \times 号同名点,它们窗口内包含的邻域点是不一样的,Census 变换结果也将不一样。

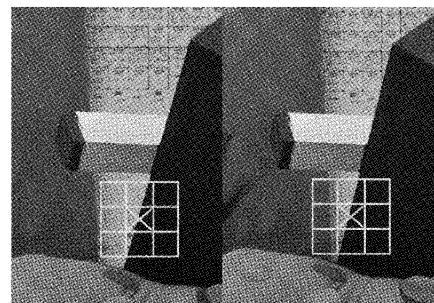


图 1 深度不连续区域误匹配

Census 代价可以被分为两部分,一部分由有效点贡献,另一部分由无效点贡献。传统 Census 代价将两类代价同等对待,若在计算 Census 代价时邻域窗口内存在无效点,将会因左右图像 Census 变换结果不一样导致而匹配错误,严重影响匹配精度。

针对深度不连续区域的误匹配问题,本文对传统 Census 代价计算进行了改进。算法改进内容为:1)在由式(1)进行 Census 变换的同时,计算窗口内每个邻域点与中心参考像素点之间的颜色距离,若颜色距离小于设定的阈值 δ_c ,则将该点标记为 1(有效点),否则标记为 0(无效点)。2)在汉明距离代价计算时,如果两个 Census 变换码某个位置的异或运算结果为 1,不同于传统 Census 算法直接计代价 1,而是先进行该位置处点的有效性判断。若为有效点,则计一个较大的代价 $t(t > 1)$,否则计一个较小的代价 1。改进代价计算如下:

$$C(p, d) = (m - n) \times 1 + n \times t \quad (4)$$

式中: m 为两个 Census 码串总不同的位数; n 为有效位置处码不同的位数。

为提高算法的计算效率,颜色距离采用开销较小的 L1

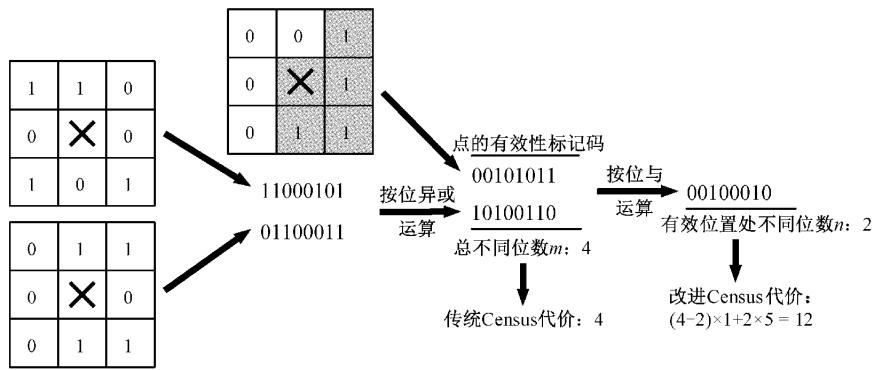


图 2 改进 Census 代价计算流程

1.2 加权引导滤波代价聚合

代价聚合可以看作是一种滤波过程,导向滤波是一种具有良好边缘保持效果的滤波算法,且计算复杂度只与图像大小有关,而与窗口大小无关。

设 I 位引导图像, q 为输出图像, q 与 I 在以像素 k 为中心的窗口中存在局部线性关系:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (5)$$

式中: ω_k 为以 k 为中心、半径为 r 的方形窗口; i 为像素标号; a_k 和 b_k 为线性系数,且在局部窗口中为常数。

设 p 为待滤波的代价图像,构造能量函数:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (6)$$

式中: ϵ 为正则化系数。

在局部窗口 ω_k 中, a_k 和 b_k 的求解可通过最小化式(6)得到:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k \quad (7)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (8)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 分别为 I 在局部窗口中的均值和方差; $|\omega|$ 为窗口内的像素数; \bar{p}_k 为 p 在局部窗口内的均值。

对于弱纹理区域需要较大的局部窗口来包含足够多

距离计算,而对于匹配代价,本文提出了基于位运算的高效代价计算法,具体如图 2 所示。图中最左侧的两个矩形为待计算匹配代价的两个 Census 变换窗口,中间矩形窗口为左图像变换窗口中点的有效性标记。首先,左右两个窗口的 Census 变换码进行按位异或运算,得到一个比特串 s_1 ,记 s_1 中 1 的个数为 m ;接着,将点的有效性标记码与 s_1 进行按位与运算,得到另一个比特串 s_2 ,记 s_2 中 1 的个数为 n 。则 $(m - n)$ 表示左右 Census 变换码在无效点处不同的位数, n 表示 Census 变换码在有效点处不同的位数,即可实现式(1)的代价计算。基于图中相同的 Census 变换码,传统 Census 代价计算中无效点贡献的代价占总代价的 50%,而本文改进算法中只占总代价的 16.7%(当 $t = 5$),可见,本文的改进算法可有效降低无效点代价对整体代价的影响,进而提升了 Census 代价在深度不连续区域的准确性。

的纹理信息,而对于视差不连续区域则需要较小的窗口来保留物体边缘特征。传统引导滤波的窗口大小是固定的,并不能适应图像不同区域的特征。由式(5)可知,引导滤波的输出与线性系数 a_k 和 b_k 相关,为提高匹配精度,本文采用两种大小的窗口分别计算线性系数,然后依据区域划分结果选择不同大小窗口得到的线性系数进行代价聚合,以满足不同区域的要求。线性系数的选取规则如下:

$$\begin{aligned} a_k &= \begin{cases} a_{k1}, & \text{纹理和视差不连续区域} \\ a_{k2}, & \text{弱纹理区域} \end{cases} \\ b_k &= \begin{cases} b_{k1}, & \text{纹理和视差不连续区域} \\ b_{k2}, & \text{弱纹理区域} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: a_{k1} 和 b_{k1} 为小窗口计算的线性系数; a_{k2} 和 b_{k2} 为大窗口计算的线性系数。

上述过程最关键的部分是图像区域的合理划分。给定一个局部窗口,本文区域划分的方法如下:

$$\begin{cases} \text{纹理和视差不连续}, & \frac{n}{N} \geq \delta_n \\ \text{弱纹理}, & \frac{n}{N} < \delta_n \end{cases} \quad (10)$$

式中: n 为局部窗口内与中心像素颜色相似的邻域像素的个数; N 为除中心像素外的窗口内像素总数; δ_n 为给

定阈值。此过程可与上文点的有效性标记步骤同步完成。图 3 所示是 Middlebury 数据集中 Teddy 图像的区域划分效果展示,可以看到,图像中的两种区域得到了很好的划分。

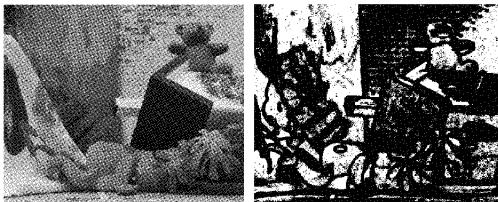


图 3 图像区域划分

改进 Census 代价计算和优化引导滤波代价聚合的算法流程如图 4 所示。

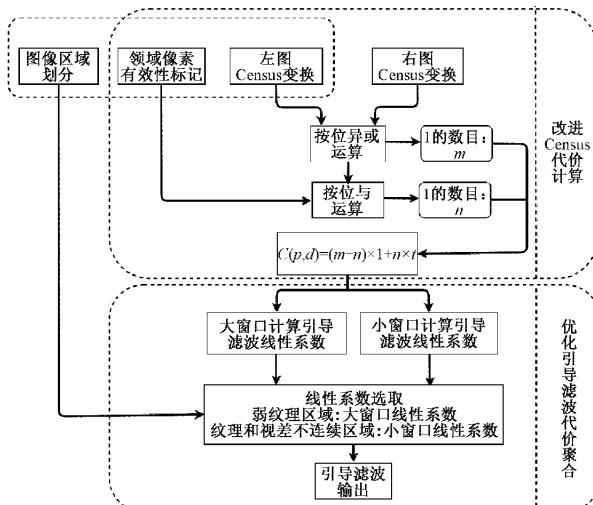


图 4 算法改进流程

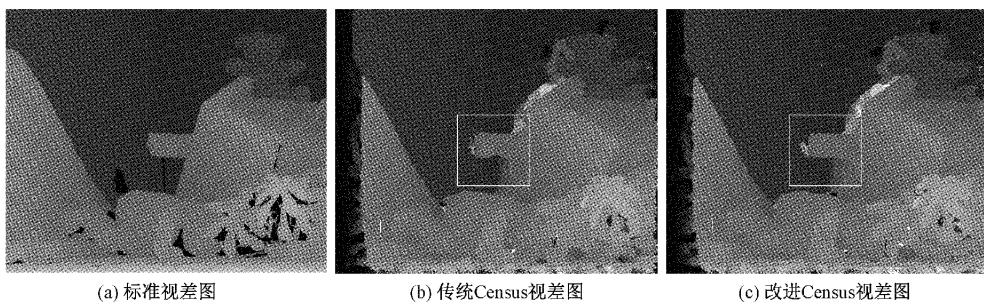


图 5 匹配代价计算初始视差图对比

由图 5 可知,在物体边缘处,由于传统 Census 代价计算方法未考虑无效点,边缘十分模糊。与传统算法相比,所提改进 Census 算法得到的视差图物体边缘更加清晰。

2.2 加权引导滤波代价聚合效果验证

为验证所提改进引导滤波代价聚合算法的效果,将传统引导滤波算法与本文所提改进引导滤波算法进行对比。两种算法都使用本文所提改进 Census 计算初始匹配代价,分别用传统引导滤波和所提改进引导滤波进

1.3 视差计算与优化

视差计算采用胜者为王(WTA, Winner-Takes-All)策略筛选出聚合代价最小的视差值作为最终视差。视差优化的步骤为:1)左右一致性检测;2)视差填充;3)加权中值滤波平滑。得到最终视差图。

2 实验结果与分析

本文实验采用业界公认的 Middlebury v3 立体匹配评估平台进行算法有效性验证,实验数据为 training set 中的 15 组图像。通过比较不同算法在非遮挡区域(noc)误匹配率和所有区域(all)误匹配率的大小来测试各算法的性能。误匹配率的计算公式为:

$$e = \frac{1}{N} \sum (|d_s(u,v) - d_{GT}(u,v)| > \delta_d) \quad (11)$$

式中:N 为视差图的总像素数, $d_s(u,v)$ 为算法计算得到的视差图中某点的视差值, $d_{GT}(u,v)$ 为数据集提供的标准视差图中对应点的视差值, δ_d 为误差阈值,本文设置为 1。

实验参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

参数	r_{census}	δ_c	δ_n	t	r_{g1}	r_{g2}
数值	7	40	0.85	5	5	7

2.1 改进 Census 代价效果验证

将本文改进 Census 代价与传统 Census 代价计算方法进行比较,以验证本文所提改进 Census 代价算法的效果。两种方法分别采用传统 Census 和本文改进 Census 计算初始代价,均通过传统引导滤波进行代价聚合,通过 WTA 算法得到的初始视差图如图 5 所示。

行代价聚合,通过 WTA 算法得到的初始视差图如图 6 所示。

图 6 中在相同位置的矩形框内,本文算法得到的视差图误匹配更少。可见,由于所提改进引导滤波算法针对区域特点的不同,分别采用不同大小的窗口进行平滑,使得代价聚合效果更好。两者在 training set 的 15 组图像上的定量表现如表 2 所示,可以看到,优化引导滤波精度更高。

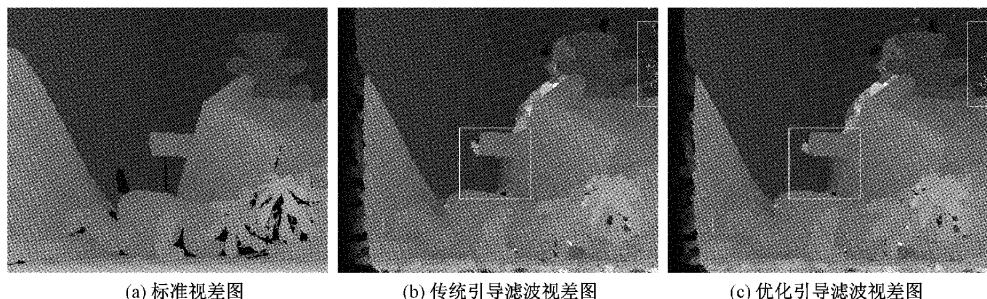


图 6 代价聚合初始视差图对比

表 2 代价聚合平均误匹配率

区域	传统引导滤波	优化引导滤波
nooc	22.15	21.39
all	30.69	29.96

2.3 整体算法对比分析

为进一步验证本文算法的有效性,将本文算法与现有

5 种立体匹配算法(PPEP-GF^[16]、ADSM^[17]、SIGMRF^[18]、ISM^[19]、SGM^[8])进行对比。

表 3 和 4 是 6 种算法分别在非遮挡区域和所有区域的误匹配率。可以看到,不管是非遮挡区域还是所有区域,本文所提算法的平均误匹配率都低于其他算法,这说明本文算法性能较好且较为稳定。

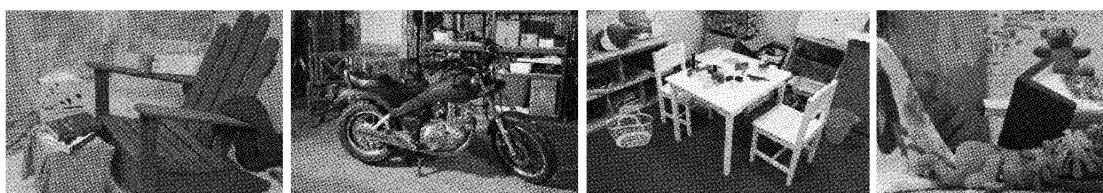
图 7 是 6 种算法所得视差图的部分展示。可以看出,本文算法边缘保持效果良好,误匹配较少。

表 3 非遮挡区域误匹配率

匹配图像	nooc 误匹配率/%					
	PPEP-GF	ADSM	SIGMRF	ISM	SGM	本文算法
Adirondack	9.67	20.53	9.99	15.50	7.83	8.87
ArtL	11.39	13.62	11.19	16.41	15.48	12.17
Jadeplant	20.75	21.78	26.91	25.16	22.53	19.67
Motorcycle	7.72	9.18	10.53	9.95	8.28	7.78
MotorcycleE	7.44	12.52	14.71	10.77	7.31	7.48
Piano	18.01	21.82	17.85	23.45	18.79	17.76
PianoL	27.93	41.43	29.37	32.56	35.78	29.78
Pipes	10.51	11.74	10.12	15.46	13.52	10.67
Playroom	21.23	29.03	16.36	21.52	19.73	22.02
Playtable	44.79	37.50	32.17	39.50	33.87	27.14
PlaytableP	30.65	13.44	15.28	20.74	14.74	17.47
Recycle	11.65	13.36	12.31	15.04	10.52	12.82
Shelves	39.82	40.78	39.14	34.38	41.12	38.33
Teddy	6.68	7.22	5.99	7.14	7.43	6.25
Vintage	35.10	33.21	30.29	34.56	33.27	34.40
平均误差	22.22	21.81	18.81	21.48	19.35	18.17
标准差	12.23	11.38	9.74	9.65	11.10	9.91

表 4 所有区域误匹配率

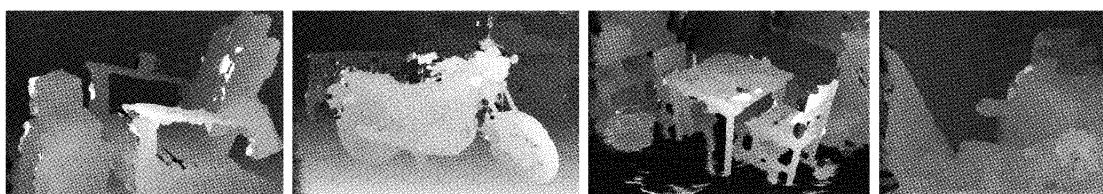
匹配图像	all 误匹配率/%					
	PPEP-GF	ADSM	SIGMRF	ISM	SGM	本文算法
Adirondack	14.67	22.67	13.11	18.38	15.26	11.70
ArtL	24.79	23.16	21.84	25.63	34.76	22.97
Jadeplant	35.97	34.09	39.83	36.85	40.33	33.01
Motorcycle	15.02	13.06	16.68	14.90	18.08	12.88
MotorcycleE	14.71	16.53	19.97	15.77	17.18	12.60
Piano	22.88	24.94	22.57	27.57	25.04	21.92
PianoL	31.95	43.81	33.09	36.21	40.61	32.23
Pipes	23.24	22.83	21.70	26.33	28.54	22.07
Playroom	30.71	36.77	24.13	29.68	30.86	29.98
Playtable	49.09	40.98	37.76	42.83	40.74	31.02
PlaytableP	36.38	17.72	22.04	25.75	23.75	22.02
Recycle	16.25	14.75	17.06	17.48	16.98	15.60
Shelves	42.08	41.46	41.19	35.48	44.56	38.55
Teddy	14.02	12.52	12.12	11.91	17.04	12.26
Vintage	39.49	37.06	33.89	37.78	38.52	38.32
平均误差	27.42	26.82	25.13	26.84	28.82	23.81
标准差	11.08	10.77	9.27	9.30	10.16	9.22



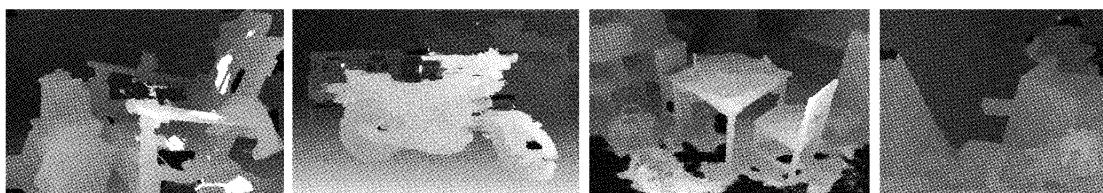
(a) 原图



(b) 标准视差图



(c) PPEP-GF



(d) ADSM

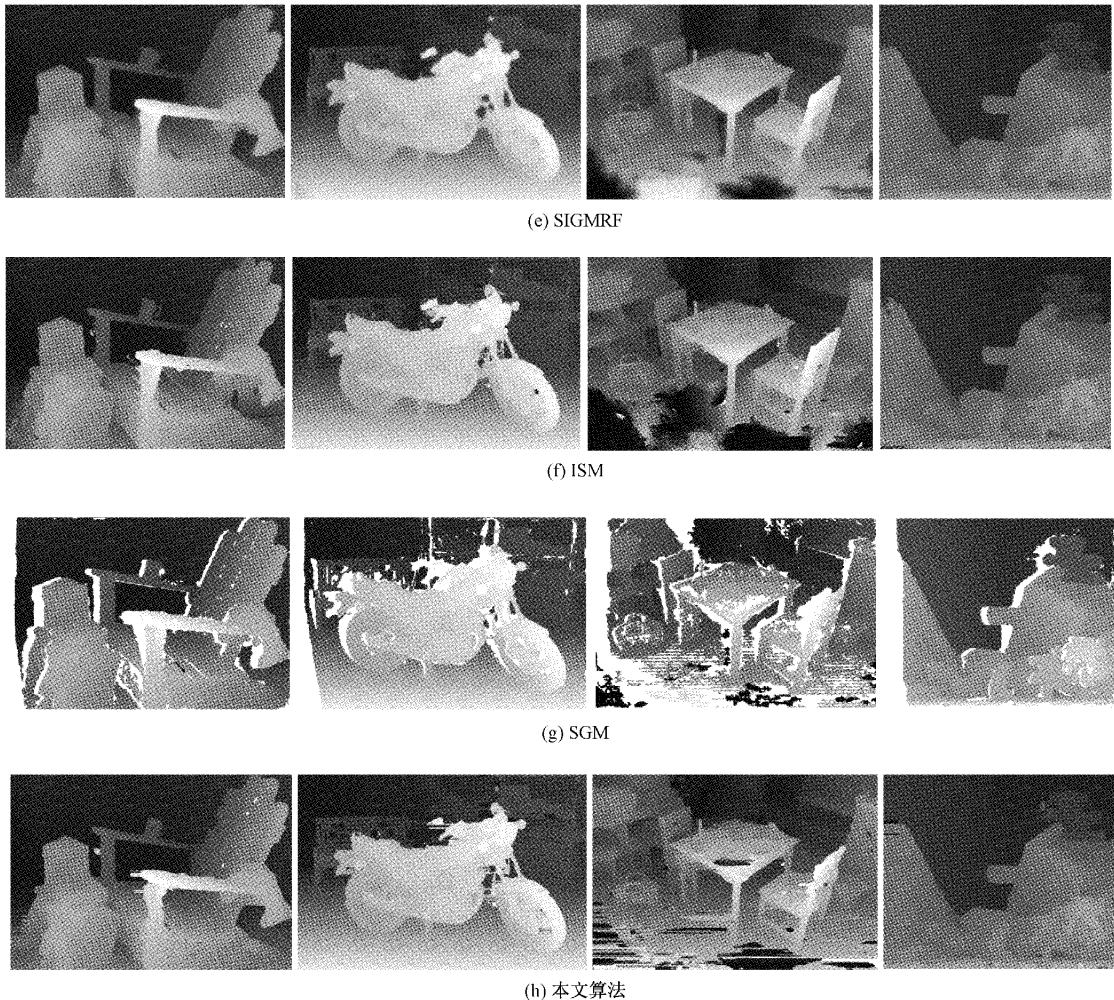


图 7 算法视差图对比

3 结 论

本文提出了一种基于改进 Census 代价和优化引导滤波的立体匹配算法。在代价计算阶段,根据邻域点的有效性分配不同的代价,提升了 Census 代价在边缘区域的准确性,使视差图的物体边缘更清晰;在代价聚合阶段,通过对不同纹理区域的点采用不同尺寸的窗口计算线性系数,使滤波平滑效果能自适应区域特征变化,提升了算法的精确性。对比实验表明,本文算法的匹配精度较其它算法更高。在后续的研究中将融合多种类型代价并进一步提升算法的匹配效率。

参考文献

- [1] 王龙华,曾国华,胡华锋,等.精确三维数据测量的双目视觉系统优化设计[J].电子测量技术,2022,45(7):99-109,DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108219.
- [2] 谢东升,孙滔,史卓鹏,等.基于三维重建的输电线舞动检测方法研究[J].国外电子测量技术,2022,41(3):96-101,DOI:10.19652/j.cnki.femt.2103450.
- [3] 方博文,张晓东,陈敬义,等.基于双目视觉的行车中障碍距离检测方法研究[J].机械设计与制造,2019(4):94-98.
- [4] 徐硕,姜言清,李晔,等.智能水下机器人自主回收的双目视觉定位[J/OL].哈尔滨工程大学学报:1-7[2022-07-31]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.U.20220601.1345.002.html>.
- [5] 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,DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.2016.07.028.
- [6] LI J, LI Z, ZHAO H. Efficient global stereo-matching method of general images under a long baseline based on baseline estimation [J]. Applied Optics, 2021, 60(27): 8248-8257.
- [7] LU B, SUN L, YU L, et al. An improved graph cut algorithm in stereo matching [J]. Displays, 2021, 69: 102052.
- [8] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information [J].

- IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2007, 30(2): 328-341.
- [9] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International journal of computer vision, 2002, 47(1): 7-42.
- [10] ZABIH R, WOODFILL J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence[C]. European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 1994: 151-158.
- [11] 朱建鸿,王曹松,高美凤.一种改进的 Census 变换和自适应窗口的匹配算法[J].激光与光电子学进展,2021, 58(12):427-434.
- [12] 周喆,沈建新,韩鹏,等.基于 Census 变换和引导滤波的立体匹配算法[J].应用光学,2020,41(1):79-85.
- [13] 欧永东,谢小鹏.基于改进 Census 变换的多特性立体匹配算法[J].计算机工程与科学,2020,42(6):1030-1036.
- [14] 周旺尉,金文光.一种新颖的自适应权重 Census 变换立体匹配算法[J].计算机工程与应用,2016,52(16): 192-197.
- [15] HOSNI A, RHEMANN C, BLEYER M, et al. Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(2): 504-511.
- [16] FU Y, LAI K, CHEN W, et al. A pixel pair-based encoding pattern for stereo matching via an adaptively weighted cost [J]. IET Image Processing, 2021, 15(4): 908-917.
- [17] MA N, MEN Y, MEN C, et al. Accurate dense stereo matching based on image segmentation using an adaptive multi-cost approach[J]. Symmetry, 2016, 8(12): 159-180.
- [18] NAHAR S, JOSHI M V. A learned sparseness and IGMRF-based regularization framework for dense disparity estimation using unsupervised feature learning[J]. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications, 2017, 9(1): 1-15.
- [19] HAMZAH R A, KADMIN A F, HAMID M S, et al. Improvement of stereo matching algorithm for 3D surface reconstruction[J]. Signal Processing: Image Communication, 2018, 65: 165-172.

作者简介

刘旺,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉三维重建及测量。

E-mail: 972369803@qq.com

陈懿涛(通信作者),博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为工业自动化及智能制造。

E-mail: to_cyt@163.com

刘芳,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为工业自动化及智能制造。