

融合边缘特征的自适应滤波立体匹配算法

潘卫华, 门媛媛, 苏攀*

华北电力大学计算机系, 河北 保定 071000

摘要 为了改善图像边缘处匹配结果较模糊的问题, 提出一种融合边缘特征的自适应滤波立体匹配算法。在代价计算中, 通过在 Census 变换中引入图像邻域像素信息和图像边缘特征, 并结合梯度变换算法的优点, 提出一种融合多特征的代价计算方法。为改善聚合后的效果, 引入了边缘权重因子, 通过设置一个自适应边缘权重来改进引导滤波, 最后通过优化处理得到最终的视差图。在 Middlebury 测试集上对所提算法与其他算法进行实验对比, 结果表明, 所提算法在边缘处的匹配效果明显提升, 且具有较强的抗噪性能。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 边缘权重; 引导滤波; Census 变换

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0815010

Adaptive Filtering Stereo Matching Algorithm for Fusion of Edge Features

Pan Weihua, Men Yuanyuan, Su Pan*

Department of Computer, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071000, China

Abstract This study proposes an adaptive filtering stereo matching algorithm that fuses edge features to improve the problem of fuzzy matching results at the edge of the images. Moreover, a cost calculation method that fuses multiple features is proposed by introducing the image neighborhood pixel information and image edge features into the Census transform and combining the advantages of the gradient transform algorithm. Then, an edge weight factor is introduced to improve the effect of aggregation. The guided filtering is improved by setting an adaptive edge weight. Finally, the final disparity map is obtained through an optimization process. The proposed algorithm is compared with other algorithms on the Middlebury test set. The results show that the proposed algorithm is very effective in matching the effect at the edge. It also shows that the proposed algorithm has a stronger antinoise performance than other algorithms.

Key words machine vision; stereo matching; edge weight; guided filtering; Census transform

1 引言

计算机视觉的广泛兴起吸引了许多学者的注意, 立体匹配作为其中的一个研究热点, 也备受研究者的关注。双目立体匹配可以从两张不同视角的图像中寻找匹配的对对应点, 从二维信息中获取

对应场景的三维信息, 因此这一技术在场景还原等三维重建场景中有着广泛的应用^[1-3]。有研究者根据匹配方法的差异把立体匹配分为全局算法和局部算法两大类^[4]。全局立体匹配算法的主要思想是通过计算得到图像内全局能量函数的最小值, 此类算法得到的视差图通常匹配效果较好, 但是往往耗

收稿日期: 2021-07-28; 修回日期: 2021-08-16; 录用日期: 2021-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(61906181)、中央高校基本科研业务费专项资金(2021MS094)

通信作者: *supan@ncepu.edu.cn

时较长,实时性较低^[5]。局部立体匹配算法主要通过计算窗口内像素的匹配代价,找到窗口范围内代价的最小值,再通过代价聚合和胜者为王(WTA)的策略得到视差图^[6]。相较于全局立体匹配算法,该算法耗时明显缩短,但是匹配效果也有所下降。

近年来,随着立体匹配算法被普遍运用到很多地方,各种改进的算法也被许多研究者们提出。Zabih等^[7]提出一种利用汉明距离进行代价计算的非参数变换立体匹配算法,该算法有效减小了光照噪声等的干扰,但在重复纹理区域匹配效果不佳。Zhang等^[8]提出了一种自适应调整窗口的算法,该算法在代价聚合中可以自适应地沿着水平方向和竖直方向扩展成一个十字交叉窗口,改善了传统支持窗口在一些区域形状大小不适用的问题。Yoon等^[9]提出了一种根据颜色和距离调整权值的双边滤波匹配算法,匹配精度有所提高但是耗时较长。Hosni等^[10]提出一种将图像引导滤波应用到代价聚合的算法,该算法在平滑滤波的同时还可以有效保护图像边缘,且相比双边滤波,计算量更小,但是对提高边缘处匹配效果依然有限。Zhang等^[11]提出了一种通用的融合多个尺度的代价聚合方法,该方法可以在立体匹配代价聚合步骤中实现多尺度交互。

针对上述问题,本文提出一种融合边缘特征的自适应滤波立体匹配算法。该算法在代价计算阶段充分考虑邻域像素信息,并且利用Canny算子引入边缘特征,使Census变换与梯度信息相结合,代替单一匹配代价;为了得到更好的聚合效果,引入边缘权重因子改进滤波算法;最后,在Middlebury测试集上验证所提算法的有效性。

2 算法描述

2.1 代价计算

Census匹配算法通过比较支持窗口内的邻域像素与中心像素点的灰度值大小,计算得出反映中心像素与周围像素关系的比特串,通过比特串的汉明距离来比较两个区域的匹配度。Census算法对光照影响有较好的鲁棒性,但由于过于依赖窗口的中心像素,抗干扰能力较差^[12-13]。针对以上问题,引入图像边缘信息,提出一种融合多特征的代价计算方法。首先,为便于描述图像边缘信息,所提算法在代价计算之前先对图像进行预处理。图像边缘处信息常常会受到周围其他像素的影响,适当地增加对比度有助于更好地捕捉边缘信息。局部增强

充分考虑到图像的局部差异性,相比全局增强,可以对图像低对比度区域进行增强,因此使用局部自适应直方图进行增强预处理。文献[14]通过比较窗口内像素平均值与中心像素值大小来改进代价计算,文献[15]提出一种增加噪声容限的Census变换来改进代价计算。以上算法虽然一定程度上降低了外界干扰对中心像素的影响,但是忽视了变换窗口内像素的邻域信息。为了有效利用支持窗口内的邻域像素信息,在Census变换中引入邻域像素灰度值权重,将原来的中心像素替换为加权后的灰度值像素和,根据距离中心像素的远近程度来赋予对应的权重值,越接近中心像素的点应赋予较大的权重值。改进后的计算代价公式为

$$I_w = \frac{1}{D} \sum_{p \in N} W_{pq} I_q, \quad (1)$$

$$W_{pq} = \exp\left[-(\Delta x + \Delta y)^2 / \sigma^2\right], \quad (2)$$

式中: I_w 为重新定义的参考值,即加权后的灰度值像素和; W_{pq} 为像素点 q 对应的权重;所有权重的和 $D = \sum W_{pq}$; I_q 为 q 点处的像素值; N 为以 p 点为中心的支持窗口; Δx 和 Δy 分别为 q 和 p 的水平和竖直相对距离; σ 为标准差。将窗口中的像素点按位连接成比特串,可表示为

$$C_{\text{weight}}(p) = \bigotimes_{p \in N_p} \xi(I_w, I_q), \quad (3)$$

其中,

$$\xi(I_w, I_q) = \begin{cases} 1, & I_w < I_q \\ 0, & I_w \geq I_q \end{cases}, \quad (4)$$

式中: \bigotimes 为按位连接符; N_p 为邻域窗口。通过汉明距离来比较对应像素点的匹配程度,引入邻域像素权重后,得到的代价为

$$C_{\text{weight}}(p, d) = \text{Hamming}\left[C_{\text{weight}}(p), C_{\text{weight}}(p - d)\right], \quad (5)$$

式中: d 为视差;下标 l 和 r 分别为左右视图的标志。

引入邻域像素灰度值权重后的Census变换可以有效利用邻域信息,但对改善图像弱纹理和重复纹理区域的作用有限。在图像弱纹理和重复纹理处的结构通常比较复杂,需要通过边缘信息获取匹配相似度,为此所提算法又引入边缘强度。为获取丰富的边缘纹理信息,首先需要对图像进行Canny边缘检测^[16],得到只包含0和255两种灰度值的初始二值化图像。为了使边缘纹理信息融入到Census代价计算中,需要对边缘纹理信息进行二值编码,使边缘像素值为255的点编码为1,非边缘像

素值点编码为 0, 编码过程如图 1 所示。

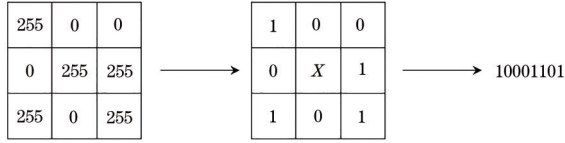


图 1 二值编码过程

Fig. 1 Binary encoding process

将窗口中像素点按位连接成比特串, 可表示为

$$C_{\text{edge}}(p) = \bigotimes_{p \in N_p} [E(q)], \quad (6)$$

其中,

$$E(q) = \begin{cases} 1, & I_{\text{edge}} = 255 \\ 0, & I_{\text{edge}} \neq 255 \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $E(q)$ 为邻域像素边缘二进制值; I_{edge} 为二值化图像的边缘像素值。引入边缘强度后, 得到的代价为

$$C_{\text{edge}}(p, d) = \text{Hamming}[C_{\text{edge}}(p), C_{\text{edge}}(p-d)]. \quad (8)$$

通过在 Census 匹配内引入邻域像素灰度值权重和图像边缘强度, 不仅充分利用了窗口内的邻域像素信息, 降低了外界干扰对中心像素点的影响, 而且能够通过邻域窗口内的边缘结构提高在弱纹理和重复纹理区域的匹配精度。最终对引入邻域像素灰度值权重的 Census 和引入边缘强度的 Census 进行融合, 计算像素点 p 的匹配代价, 计算公式为

$$C_{\text{Cen}}(p, d) = C_{\text{weight}}(p, d) + C_{\text{edge}}(p, d). \quad (9)$$

为便于约束边缘滤波后的光滑性, 将改进的 Census 变换结合梯度变换进行代价计算。进行梯度计算时考虑每个像素点在 x 、 y 方向的梯度值, 基于梯度变换的计算公式为

$$C_{\text{Grad}}(p, d) = |\nabla_x I_l(p) - \nabla_x I_r(p-d)| + |\nabla_y I_l(p) - \nabla_y I_r(p-d)|, \quad (10)$$

式中: ∇ 表示方向导数。最终对改进的 Census 变换与梯度变换进行加权融合, 具体表达公式为

$$C(p, d) = P[C_{\text{Cen}}(p, d), \lambda_{\text{Cen}}] + P[C_{\text{Grad}}(p, d), \lambda_{\text{Grad}}], \quad (11)$$

$$P(c, \lambda) = 1 - \exp\left(-\frac{c}{\lambda}\right), \quad (12)$$

式中: $P(c, \lambda)$ 为归一化函数; λ_{Cen} 和 λ_{Grad} 为影响代价权重的参数。为了验证邻域像素灰度值权重和图像边缘强度的有效性, 在 Cones 图像对上进行对比

实验, 得到的局部视差图如图 2 所示。图 2(a) 为传统 Census 结合梯度变换得到的视差图, 图 2(b) 为所提算法得到的视差图。可以观察到所提算法在边缘处的误匹配点明显减少, 证明了邻域像素灰度值权重和图像边缘强度的有效性。

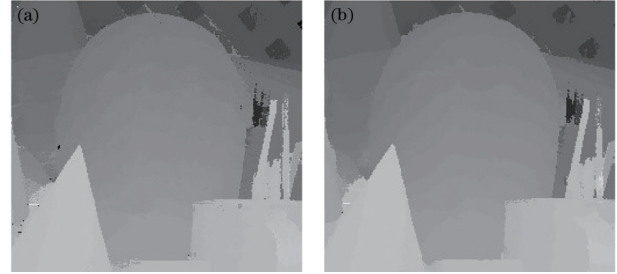


图 2 局部视差图。(a) 传统 Census 结合梯度变换的算法; (b) 所提算法

Fig. 2 Local disparity maps. (a) Traditional Census combined with gradient transform algorithm; (b) proposed algorithm

2.2 代价聚合

传统的引导滤波方法通过引导图像实现滤波, 聚合后的代价矩阵 q 可以看成是与引导图像 I 相关的线性模型^[17-18], 具体为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (13)$$

式中: q_i 是代价矩阵 q 在点 i 处的值; I_i 是引导图像 I 在 i 处的值; ω_k 是以 k 为中心的局部窗口; a_k 与 b_k 是 ω_k 内的线性系数。滤波优化函数为

$$E = \sum_{i \in \omega_k} \left[(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2 \right], \quad (14)$$

式中: ϵ 是用来约束 a_k 的正则化参数。对应的 a_k 和 b_k 分别为

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (15)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (16)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 是 I 在窗口 ω_k 内的均值和方差; $|\omega|$ 为窗口 ω_k 内像素总数; p_i 为图像 p 在 i 处的值; \bar{p}_k 为图像 p 在窗口 ω_k 内的均值。

传统的引导滤波使用统一的参数 ϵ , 忽略了边缘区域和平坦区域纹理间的差别。在边缘处应该适当降低 ϵ 值, 即降低平滑的程度, 以便于获得更多的边缘信息。描述图像边缘信息的方法中, 较为经典的方法之一就是计算对应的梯度信息, 在边缘处的梯度值会明显增加, 通常大于其他区域的值。因此, 为了得到较为清晰的图像边缘, 引入梯度信息, 通过设置一个边缘权重保持项 $W_c(i)$ 来改进引导

滤波。所提算法在进行梯度计算时考虑对 x 方向和 y 方向的梯度值进行平方和运算后取算数平方根, 像素点 p 的边缘梯度计算表示为

$$G(p) = \sqrt{g_x^2(p) + g_y^2(p)}. \quad (17)$$

定义的边缘权重保持项 $W_G(i)$ 为

$$W_G(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{G^2(i) + \gamma}{G^2(p) + \gamma}, \quad (18)$$

式中: $G(p)$ 是在中心像素对应支持窗口的梯度值。对应的 a_k 和 b_k 分别为

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon / W_G(i)}, \quad (19)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k. \quad (20)$$

最终改进的引导滤波模型为

$$E = \sum_{i \in \omega_k} \left[(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\epsilon}{W_G(i)} a_k^2 \right]. \quad (21)$$

通常一个像素点 i 可能不止存在于一个窗口之中, 于是在计算 a_k 与 b_k 时, 需要对每个窗口内的 a_k 与 b_k 取平均值, 最终得到改进的引导滤波代价 $C(p, d)$,

$$C(p, d) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{p \in \omega_k} [a_k C(p) + b_k]. \quad (22)$$

2.3 视差计算

经过代价聚合后, 得到最终匹配代价 $C(p, d)$, 使用 WTA 策略在视差范围内找出匹配代价最小值, 与之对应的视差值即为初始视差值, 即

$$d_p = \arg \min_{d \in D} [C(p, d)], \quad (23)$$

式中: $D = \{d_{\min}, \dots, d_{\max}\}$, 表示视差范围。

2.4 视差优化

完成上述步骤后, 需要进行后处理和视差优化。由于初始视差图包含较多的误匹配点, 所以首先需要对视差图进行左右一致性检查, 计算公式为

$$|d_l(p) - d_r[p - d_l(p)]| < 1, \quad (24)$$

式中: $d_l(p)$ 和 $d_r(p)$ 分别代表左右视图点 p 对应的视差值。若二者关系不符合(24)式, 则点 p 被标记为异常点。通过水平向左向右扫描, 找到第一个非异常点, 记为 p_l 和 p_r , 选择 p_l 和 p_r 中视差值的最小值对该异常点进行填充, 可表示为

$$d(p) = \min[d(p_l), d(p_r)], \quad (25)$$

然后使用加权中值滤波进行平滑处理后得到最终结果。

3 实验结果与分析

使用 Middlebury 立体匹配评估测试平台的数据集, 通过实验分析所提算法的有效性。实验硬件配置为 Inter Core i7 CPU, 频率为 2.5 GHz, 内存 8 GB, 在 Visual studio 2015 和 Opencv3.1.0 平台下使用 C++ 编程实现算法。通过参数测试和对比分析, 本实验参数为 $\{\lambda_{\text{Cen}}, \lambda_{\text{Grad}}\} = \{25, 4\}$ 。

3.1 匹配精度分析

3.1.1 代价计算分析

为了验证所提代价计算的有效性, 选取 AD 和梯度结合 (GRD)^[10]、AD 和梯度以及 Census 变换结合 (CG)^[19] 和 Census 变换 (Cen)^[11] 三种不同匹配代价计算方法, 在 Middlebury 测试集上分别对三种匹配算法与所提算法进行标准立体图像对测试。在非遮挡区域, 4 种算法的误匹配率如表 1 所示, 为了客观评估代价计算性能, 均使用统一的引导滤波算法进行聚合, 且经过 WTA 选择之后的视差图没有经过视差优化处理。

表 1 不同算法的误匹配率

Table 1 False match rate of different algorithms		unit: %			
Algorithm	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	Average
GRD	2.62	1.61	7.39	3.54	3.79
CG	2.70	2.36	8.37	3.86	4.32
Cen	3.53	1.95	8.48	4.35	4.58
Proposed algorithm	2.43	1.32	7.03	3.32	3.53

表 1 结果显示, 未经过视差优化的所提算法在 Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 上的非遮挡区域误匹配率依次为 2.43%、1.32%、7.03% 和 3.32%, 平均误匹配率为 3.53%, 较其他算法, 明显降低。在 Tsukuba 图像对中, 相比其他 3 种算法中表现较好的 GRD 算法, 所提算法的误匹配率下降了 0.19 个百分点, 相比 CG, 下降了 0.27 个百分点, 相比表现最差的 Cen, 下降了 1.10 个百分点。在 Venus 图像对中, 相比表现最差的 CG 算法, 所提算法优势较为突出, 误匹配率下降了 1.04 个百分点。在 Cones 图像对中, 相比表现最差的 Cen 算法, 所提算法优势较为突出, 误匹配率下降了 1.03 个百分点。在 Teddy 图像对中, 相对于表现较差的 CG 和 Cen 算法, 所提算法优势都比较突出, 误匹配率分别低于 CG 和 Cen 算法 1.34 个百分点和 1.45 个百分点。

图 3 从左至右依次为 CG 算法、Cen 算法、GRD

算法以及所提算法在 Cones 图像上计算得到的结果。从所框位置可以观察到,所提算法在椎体和背景周围的错误点更少,在边缘交界处更加平滑。

综上所述,所提算法相比其他算法匹配效果更好,尤其是边缘交界处优势更为突出。

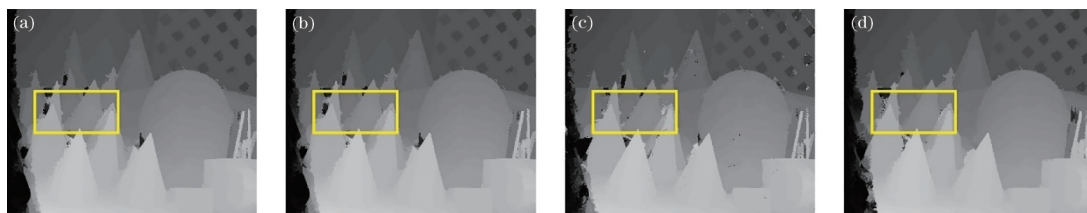


图 3 不同算法得到的视差图。(a) CG算法;(b) Cen算法;(c) GRD算法;(d)所提算法

Fig. 3 Disparity maps obtained by different algorithms. (a) CG algorithm; (b) Cen algorithm; (c) GRD algorithm; (d) proposed algorithm

3.1.2 代价聚合分析

表 2 展示了三种不同聚合算法在非遮挡区域(Nocc)、所有区域(All)和视差不连续区域(Disc)的错误率。从表 2 结果可以观察到,相较于传统引导滤波(GF)^[10]和双边滤波(BF)^[9]算法,引入边缘权重的引导滤波错误率更低。所提算法在 Cones 图像上的优势表现不够明显,但在其他图像对上的错误率有明显降低,说明了边缘保持项在一定程度上的有效性。可以看到,添加边缘保持项的滤波算法在

视差不连续区域的优势较为突出,并且在 Teddy 图像上表现最好。

图 4 展示了 BF、GF 与所提算法在 Teddy 图像上得到的实验结果。从左至右依次为真实视差图、BF 算法、GF 算法以及所提算法聚合得到的结果,所得视差图没有经过视差优化处理。从所框位置可以观察到,相较于 GF 算法,增加边缘保持项的所提滤波算法在 Teddy 周围的错误点更少,在边缘纹理处表现更好,表明了边缘保持项的有效性。

表 2 不同聚合算法的误匹配率

Table 2 False match rate of different aggregation algorithms

unit: %

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average
	Nocc	All	Disc	Nocc	All	Disc	Nocc	All	Disc	Nocc	All	Disc	
BF	3.14	3.78	7.87	0.95	1.59	6.10	5.13	11.89	16.76	3.45	9.07	8.97	6.56
GF	2.32	2.62	6.63	0.45	0.77	4.54	4.76	8.72	13.25	2.63	8.12	7.75	5.21
Proposed algorithm	1.85	2.06	6.45	0.33	0.54	3.29	4.05	7.97	10.64	2.45	8.02	7.48	4.59

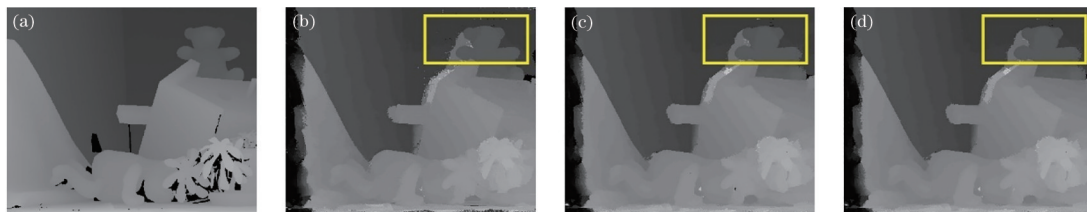


图 4 不同算法得到的视差图。(a)真实视差图;(b) BF算法;(c) GF算法;(d)所提算法

Fig. 4 Disparity maps obtained by different algorithms. (a) True disparity map; (b) BF algorithm; (c) GF algorithm; (d) proposed algorithm

3.2 抗干扰性能分析

为了测试所提算法的鲁棒性,在标准测试集中加入噪声密度为 1%, 5%, 10%, 15% 的椒盐噪声,通过比较所得视差图在非遮挡区域的平均误匹配率,分析 GRD、CG、Cen 与所提算法在不同噪声干扰下的稳健性,实验结果如表 3 所示。图 5 展示了每种算法在不同程度噪声下的误匹配折线图。

表 3 椒盐噪声下的误匹配率

Table 3 Mismatch rate under salt and pepper noise unit: %

Algorithm	Noiseless	Salt and pepper noise			
		1%	5%	10%	15%
GRD	3.31	4.48	6.28	8.26	9.94
CG	3.69	5.49	6.53	8.93	10.93
Cen	4.32	6.28	7.65	10.05	13.94
Proposed algorithm	3.13	4.05	5.41	7.13	8.32

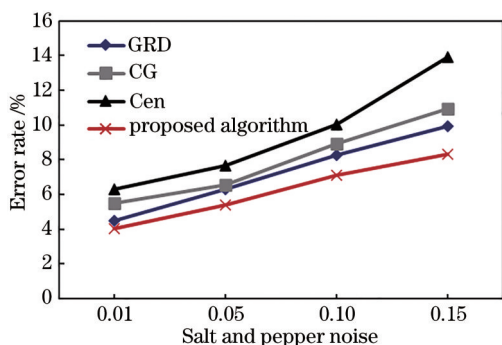


图 5 误匹配率折线图

Fig. 5 Line chart of false matching rate

噪声实验结果表明,相对于 GRD、CG 和 Cen 算

法,在增加噪声后,所提算法在不同程度的椒盐噪声下都获得最低的误匹配率,表现出了良好的抗噪性能。随着噪声比例的增加,可以清楚地观察到所提算法的误匹配率上升趋势最小,优势更明显。综合实验结果得出,面对不同水平的噪声,所提算法能够有效抑制噪声产生的影响,具备更好的稳健性。

3.3 算法性能分析

图 6 列出了所提算法对 Middlebury 数据集中 4 组图像对的最终测试结果。从左到右依次为左原图,真实视差图,未经视差填充的结果以及优化处理后的最终结果。与真实视差图进行对比,能够观察到,所提算法获得了较好的匹配结果。

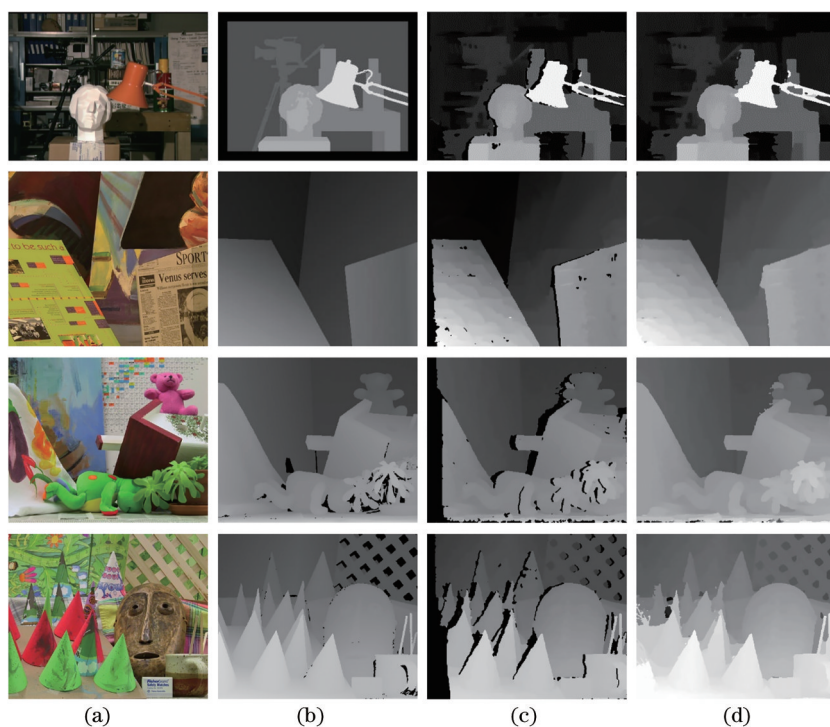


图 6 所提算法的实验结果。(a)左原图;(b)真实视差图;(c)未经填充视差图;(d)最终视差图

Fig. 6 Experimental results of the proposed algorithm. (a) Left original image; (b) real disparity map; (c) unfilled disparity map; (d) final disparity map

在算法运行效率上,对所提算法与 GF、BF、ST^[20]这三种经典算法进行比较。表 4 列出了这 4 种算法在 Middlebury 数据集 4 组图像对上的平均运行时间。其中 ST 算法的运行时间最少,因为在代价聚合过程中 ST 算法对像素点使用分割块而不是窗口,极大降低了计算量。BF 算法运行时间最长,GF 算法相比 BF 算法速度明显提升,因为 GF 算法复杂度不受窗口大小的影响。所提算法的运行时间为 9.95 s,相较于 BF 算法,所提算法无论是精度还是速率上都胜出,表现出良好的性能。相比传统引导滤波,所提改进算法耗时仅增加 0.30 s,在误匹配率与稳健性提

表 4 不同算法的运行时间

Algorithm	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	Average
GF	2.81	5.13	15.09	15.56	9.65
BF	77.50	110.74	272.19	271.88	183.08
ST	1.96	2.52	5.56	5.62	3.91
Proposed algorithm	3.12	5.45	15.46	15.78	9.95

升的基础上,依然保持了良好的实时性。

4 结 论

为实现在图像边缘处得到更好的匹配效果,提

出了一种融合边缘特征的自适应滤波立体匹配算法。在 Census 变换中引入图像邻域像素信息和图像边缘特征,并结合梯度信息提高匹配精度。为了得到更好的聚合效果,引入了边缘权重因子,通过设置一个边缘权重保持项来改进引导滤波。最后对比所提算法与其他算法,结果表明,所提算法不仅拥有较强的抗噪性能,还在匹配精度提升的情况下能够保持良好的实时性,证明了所提算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Huang C, Zhao H Z. Semi-global stereo matching with adaptive window based on grayscale value[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(8): 1381-1390.
黄超, 赵华治. 根据灰度值信息自适应窗口的半全局匹配[J]. *中国图象图形学报*, 2019, 24(8): 1381-1390.
- [2] Shi C B, Wang G J, Yin X W, et al. High-accuracy stereo matching based on adaptive ground control points[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(4): 1412-1423.
- [3] Yan L, Wang R, Liu H, et al. Stereo matching method based on improved cost computation and adaptive guided filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1115007.
闫利, 王芮, 刘华, 等. 基于改进代价计算和自适应引导滤波的立体匹配[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1115007.
- [4] Scharstein D, Szeliski R, Zabih R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[C]//*Proceedings IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision (SMBV 2001)*, December 9-10, Kauai, HI, USA. New York: IEEE Press, 2001: 131-140.
- [5] Zhang X C, Sun H B, Chen S Q, et al. NIPM-sWMF: toward efficient FPGA design for high-definition large-disparity stereo matching[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29(5): 1530-1543.
- [6] Chai Y, Cao X J. Stereo matching algorithm based on joint matching cost and adaptive window[C]//*2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, October 12-14, 2018, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2018: 442-446.
- [7] Zabih R, Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence[M]//*Eklundh J O. Computer vision-ECCV '94. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 1994, 801: 151-158.
- [8] Zhang K, Lu J B, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(7): 1073-1079.
- [9] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 650-656.
- [10] 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*, 2013, 35(2): 504-511.
- [11] Zhang K, Fang Y Q, Min D B, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(5): 965-976.
- [12] Xiao H, Tian C, Zhang Y, et al. Stereo matching algorithm based on improved census transform and gradient fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0215008.
萧红, 田川, 张毅, 等. 基于改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0215008.
- [13] Song W, Wei X Y, Zhang M H, et al. Stereo matching based on improved cost calculation and a disparity candidate strategy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0215001.
宋巍, 魏新宇, 张明华, 等. 基于改进代价计算和视差候选策略的立体匹配[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0215001.
- [14] Liu J G, Yu L, Liu S J, et al. Stereo matching algorithm based on improved Census transform and multi-scale space[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 45(12): 43-49.
刘建国, 俞力, 柳思健, 等. 基于改进 Census 变换和多尺度空间的立体匹配算法[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(12): 43-49.
- [15] Zhu S P, Yan L N, Li Z. Stereo matching algorithm based on improved Census transform and dynamic programming[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(4): 0415001.
祝世平, 闫利那, 李政. 基于改进 Census 变换和动态规划的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(4): 0415001.

- [16] Wang Y M, Chen D M, Zhao G B. Image fusion algorithm of infrared and visible images based on target extraction and Laplace transformation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011002.
汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 011002.
- [17] Kong L Y, Zhu J P, Ying S C. Stereo matching based on guidance image and adaptive support region [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(9): 0915001.
孔令寅, 朱江平, 应三丛. 基于引导图像和自适应支持域的立体匹配[J]. *光学学报*, 2020, 40(9): 0915001.
- [18] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [19] Zhu S P, Yan L N. Local stereo matching algorithm with efficient matching cost and adaptive guided image filter[J]. *The Visual Computer*, 2017, 33(9): 1087-1102.
- [20] Mei X, Sun X, Dong W M, et al. Segment-tree based cost aggregation for stereo matching[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 313-320.