

# 基于改进 Census 变换与多特征融合的立体匹配算法

虞文杰<sup>1</sup>, 叶嵩<sup>2</sup>, 郭毓<sup>1\*</sup>, 郭健<sup>1</sup>

<sup>1</sup>南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094;

<sup>2</sup>中建八局第三建设有限公司, 江苏 南京 210023

**摘要** 立体匹配是三维重建技术中的关键步骤, 针对局部立体匹配算法在弱纹理区域、深度不连续区域匹配效果差, 且容易受到噪声干扰的问题, 提出了一种基于多特征融合的局部立体匹配算法。对传统的 Census 变换进行改进, 使其对噪声具有更强的鲁棒性, 并将其与颜色特征、梯度特征相融合进行代价计算; 采用多尺度下的引导滤波算法进行代价聚合, 并通过视差计算与优化得到视差图。在 Middlebury 数据集上的实验结果表明, 所提算法抗噪能力强, 且与当前较为优秀的局部立体匹配算法相比, 匹配精度有了进一步提升。

**关键词** 图像处理; 立体匹配; Census 变换; 多特征融合; 引导滤波

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0810011

## Stereo Matching Algorithm Based on Improved Census Transform and Multi-Feature Fusion

Yu Wenjie<sup>1</sup>, Ye Song<sup>2</sup>, Guo Yu<sup>1\*</sup>, Guo Jian<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*School of Automation, Nanjing University of Science & Technology,  
Nanjing, Jiangsu 210094, China;*

<sup>2</sup>*The Third Construction Co., Ltd. of China Construction Eighth Engineering Division,  
Nanjing, Jiangsu 210023, China*

**Abstract** In the three-dimensional reconstruction technology, stereo matching is a key step. Aiming at the problem that local stereo-matching algorithms have poor matching effects in areas with weak texture and discontinuous depth and are easily disturbed by noise, a local stereo-matching algorithm based on multi-feature fusion is proposed. The traditional Census transform is improved to make it more robust to noise and is fused with color features and gradient features for cost calculation; the multiscale guided filtering algorithm is used for cost aggregation, and the disparity map is obtained through disparity calculation and optimization. The experimental results on the Middlebury dataset show that the proposed algorithm has strong antinoise ability, and the matching accuracy is further improved when compared with the current excellent local stereo-matching algorithms.

**Key words** image processing; stereo matching; Census transform; multi-feature fusion; guide filter

## 1 引言

立体匹配作为三维重建技术中的关键步骤, 通

过匹配两幅或者多幅图像中的像素信息来获取视差图, 在工业制造、无人驾驶、机器人导航与避障、地形测绘等领域得到了广泛的应用。近年来, 国内

收稿日期: 2021-03-29; 修回日期: 2021-04-24; 录用日期: 2021-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(61973167)、江苏省建设系统科技项目(指导类)(2019ZD001252, 2019ZD001244)

通信作者: \*guoyu@njjust.edu.cn

外相关学者对立体匹配算法进行了大量的研究,匹配精度及实时性方面都有了很大的提升。立体匹配算法主要包括全局算法和局部算法两大类<sup>[1]</sup>。全局算法通过最小化能量函数来得到最优视差值,主要有基于动态规划<sup>[2]</sup>、置信度传播<sup>[3]</sup>和图割<sup>[4]</sup>的全局算法。全局立体匹配算法具有较好的匹配效果,但计算复杂度高、耗时长,难以适用于实时性要求高的应用场合。局部立体匹配算法利用待匹配点邻域内的像素信息进行代价计算,优点在于算法复杂度低、实时性好,但易受外界噪声、弱纹理等因素影响出现误匹配的情况。

局部立体匹配的实现步骤依次为代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化。代价计算的目的是衡量匹配像素和候选像素之间的相似性,常用灰度绝对值差(AD)、灰度平方差(SD)、归一化互相关(NCC)、秩变换(RT)<sup>[5]</sup>和普查变换(CT)<sup>[6]</sup>来计算两个像素的匹配代价。针对传统 Census 变换过于依赖中心像素值稳定性的问题,马璇等<sup>[7]</sup>提出一种基于均值的 Census 变换算法,该算法通过计算邻域窗口内的像素均值来代替中心像素值,在一定程度上提高了对噪声的鲁棒性。针对单一特征代价计算函数匹配精度低的问题,孔令寅等<sup>[8]</sup>提出一种基于引导图像和自适应支持区域的局部立体匹配算法,该算法具有较好的鲁棒性且能够获得精度较高的视差结果。Liu 等<sup>[9]</sup>提出一种基于多特征融合与自适应形状引导滤波的立体匹配算法,该算法在弱纹理区域取得了较好的匹配效果。萧红等<sup>[10]</sup>提出

一种基于改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法,该算法在一定程度上提高了匹配的精度。代价聚合的本质是一个滤波的过程,Yoon 等<sup>[11]</sup>将双边滤波器应用于代价聚合阶段,根据窗口内元素与中心元素的空间距离和颜色距离来选取滤波权重,这种方法能够保留视差图的边缘信息,但是计算复杂度较大。针对这一问题,Hosni 等<sup>[12]</sup>提出一种利用引导滤波器(GF)的代价聚合算法,其计算复杂度与滤波窗口大小无关,提升了算法实时性。

本文针对局部立体匹配算法在纹理弱、深度不连续区域匹配效果差,且容易受到噪声干扰的问题,提出了一种基于多特征融合的立体匹配算法。首先,融合改进后的 Census 变换与颜色特征、梯度特征进行代价计算;其次,采用多尺度下的引导滤波算法进行代价聚合;最后,通过视差计算与优化得到最终的视差图。实验结果表明,所提算法对噪声具有较强的鲁棒性,且与当前较为优秀的局部算法相比,匹配精度有了进一步提升。

## 2 基于改进 Census 变换与多特征融合的立体匹配算法

所提算法以校正后的立体图像对为输入,经代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化 4 个步骤得到视差图,如图 1 所示。匹配代价融合了改进 Census 变换、颜色特征和梯度特征,采用多尺度下的引导滤波进行代价聚合,通过赢家通吃算法(WTA)得到初始的视差图,最后经过左右一致性检查、视差填充和加权中值滤波得到优化后的视差图。

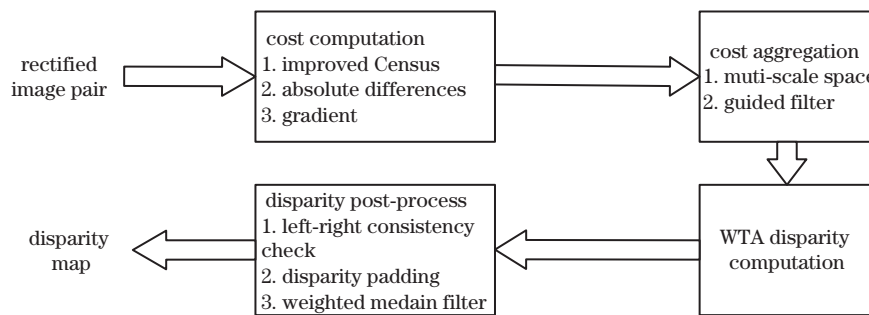


图 1 所提算法流程

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

### 2.1 代价计算

匹配代价是用来衡量不同视角拍摄的两幅同一场景的不同图像,在不同视差下对应像素点之间的相似性的。Census 变换<sup>[6]</sup>通过选取矩形区域内的像素,将中心像素值与周围像素值逐个比较从而映射为一个比特串,并以该比特串来代替变换窗口内

的像素点,其数学表达式为

$$\begin{cases} \text{Census}(p) = \bigotimes_{q \in N_p} \xi(p, q) \\ \xi(p, q) = \begin{cases} 0, & I(p) \leq I(q) \\ 1, & I(p) > I(q) \end{cases} \end{cases}, \quad (1)$$

式中:  $p$  为中心像素点;  $p$  矩形邻域内的其他像素点  $q \in N_p$ ;  $I(p)$  和  $I(q)$  分别表示像素点  $p$  和  $q$  的像素值;  $\otimes$  为位连接算子, 用来将单独的二进制位连接成比特串。

在得到参考图和目标图像的 Census 变换后, 即可通过求两幅图像支持窗口内比特串的汉明距离来衡量两个像素点的相似度。用  $C_{cen}(p, d)$  来表示视差为  $d$  的左右图像对应像素点之间的 Census 匹配代价, 数学表达式为

$$C_{cen}(p, d) = \text{Census}(p) \oplus \text{Census}(p_d), \quad (2)$$

式中:  $p$  表示左图中的待匹配像素;  $p_d$  为右图中与  $p$  视差为  $d$  的像素点;  $\oplus$  为汉明距离算子。

Census 作为一种局部非参数变换, 能够反映图像的纹理特征信息, 受光照变化影响较小, 且在弱纹理处能得到较好的匹配效果。然而 Census 变换

过于依赖中心像素的稳定性, 一旦受到噪声的影响使得中心像素值变化较大时, 其匹配效果会急剧下降。针对这一问题, 所提算法对 Census 变换进行改进, 取  $N \times N$  的 Census 变换窗口, 计算窗口内所有元素的均值  $\sigma$  和标准差  $\mu$ , 将  $[\sigma - 2\mu, \sigma + 2\mu]$  范围外的像素视为异常值剔除, 计算剩余元素的平均值来替代窗口中心像素值, 数学表达式为

$$\bar{I}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} I(q)}{L}, \quad (3)$$

$q \in N_p \text{ and } I(q) \in [\sigma - 2\mu, \sigma + 2\mu],$

式中:  $\bar{I}(p)$  为计算出的中心像素点  $p$  的替代像素值;  $L$  为在窗口内的有效像素数量。

图 2 分别是传统 Census 变换、均值 Census 变换 (MCT)<sup>[7]</sup>、所提改进 Census 变换的结果。从图中可以看出: 当中心像素从 60 变化到 130 时, 加噪前后的

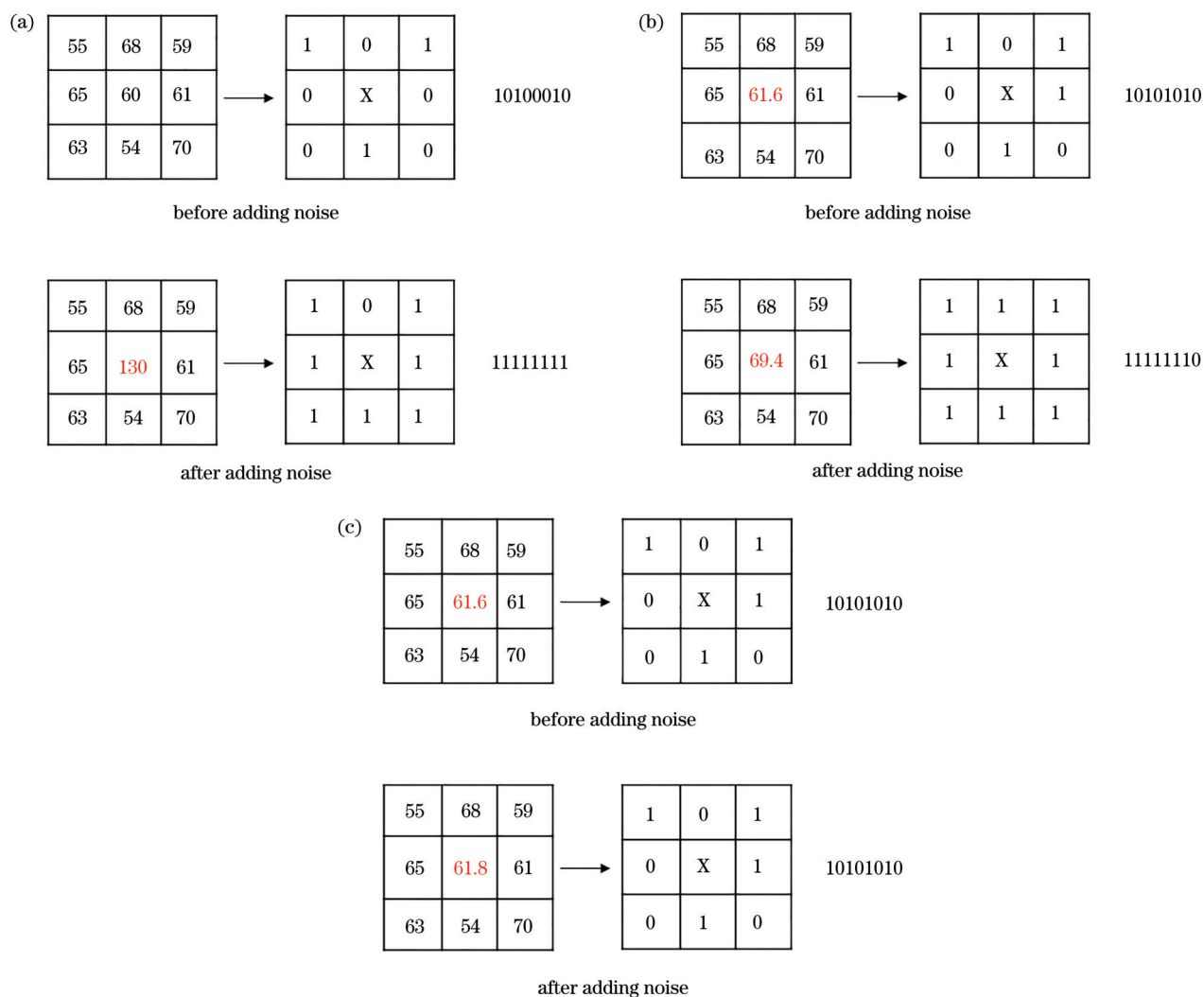


图 2 不同算法在噪声下的对比。(a) Census 变换; (b) MCT; (c) 所提改进的 Census 变换

Fig. 2 Comparison of different algorithms under noise. (a) Census transform; (b) MCT; (c) proposed improved Census transform

Census 变换比特串变化了 5 位; MCT 算法用邻域均值来替代中心像素值, 比特串变化了 3 位, 抗噪声能力得到了提高; 所提改进的 Census 变换在加入噪声前后中心像素值变化最小, 对噪声的鲁棒性最好。

颜色特征是图像最基本、最直观的特征, 梯度特征能突出图像的边缘, 在深度不连续区域具有较好的匹配效果。因此, 为了提升立体匹配算法的精度, 所提算法将改进后的 Census 变换与颜色特征、梯度特征相结合来计算匹配代价, 利用具有截断阈值的颜色特征和梯度特征构建联合代价函数。

$$C_{AD}(p, d) = \min \left[ \frac{1}{3} \sum_{i \in \{R, G, B\}} |I_i(p) - I_i'(p_d)|, T_{AD} \right], \quad (4)$$

$$C_{GRD}(p, d) = \min \left[ |\nabla_x I(p) - \nabla_x I'(p_d)| + |\nabla_y I(p) - \nabla_y I'(p_d)|, T_{GRD} \right], \quad (5)$$

$$C_{AG}(p, d) = \alpha \cdot C_{AD}(p, d) + (1 - \alpha) \cdot C_{GRD}(p, d), \quad (6)$$

式中:  $C_{AD}(p, d)$ 、 $C_{GRD}(p, d)$  和  $C_{AG}(p, d)$  分别表示通过颜色特征、梯度特征、联合特征得到的匹配代价;  $I, I'$  分别表示左右图像,  $p$  表示左图中的待匹配像素,  $p_d$  为右图中与  $p$  视差为  $d$  的像素;  $\nabla_x, \nabla_y$  分别表示图像在  $x, y$  方向的梯度;  $T_{AD}, T_{GRD}$  为截断阈值;  $\alpha$  为颜色特征、梯度特征的平衡因子。

最后结合 Census 代价, 并进行归一化处理, 得到的最终匹配代价函数  $C(p, d)$  的表达式为

$$C(p, d) = 2 - \exp[-C_{AG}(p, d)/\beta_1] - \exp[-C_{cen}(p, d)/\beta_2], \quad (7)$$

式中:  $\beta_1, \beta_2$  分别为颜色梯度代价和 Census 代价的离群值控制参数, 可以减小异常值的影响, 使得代价计算结果更加稳定。

## 2.2 代价聚合

通过代价计算可以得到每个像素在相应视差下的匹配代价  $C(p, d)$ , 但是这个代价值无法反映相邻像素间的相关性, 且容易受到噪声的影响而产生许多孤立的误匹配点, 因此需要通过代价聚合来提高视差图的准确性。代价聚合的本质是一个滤波的过程, 用  $C$  和  $\tilde{C}$  表示初始的带噪声的匹配代价和聚合后的匹配代价, 有

$$\tilde{C}(i, l) = \sum_{j \in N_i} K(i, j) C(j, l), \quad (8)$$

式中:  $i, j$  为像素索引;  $l$  为视差值;  $N_i$  表示  $i$  的邻域范围;  $K(i, j)$  为衡量像素  $i, j$  之间相似度的滤波权重。常用的聚合算法有盒滤波、双边滤波、引导滤波等,

相比于其他滤波算法, 引导滤波具有较低的算法复杂度且能很好地保留输入图像的边缘特性, 因此本实验组采用引导滤波算法进行代价聚合。引导滤波假设任意函数在一个很小的邻域范围可以近似为一个线性函数, 于是可以将一个复杂的函数分解为多个局部函数, 通过计算函数上某点邻域范围内所有线性函数输出的均值作为该点的滤波输出。文献[11]给出了引导滤波的原理和推导过程, 采用引导滤波进行代价聚合时, 核函数的表达式为

$$K(i, j) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i, j \in \omega_k} \left[ 1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon} \right], \quad (9)$$

式中:  $\omega_k$  表示图像中以像素  $k$  为中心的矩形窗口;  $|\omega|$  表示窗口  $\omega_k$  内像素的总数;  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  表示输入图像在窗口  $\omega_k$  内所有像素的均值和方差;  $\epsilon$  为正则化参数。

单尺度的代价聚合算法易在弱纹理区域产生误匹配, 针对这一问题, 参考文献[13]通过构建高斯金字塔, 将原始分辨率图像分解到多个尺度中, 分别对每个尺度空间的图像对计算匹配代价并进行引导滤波代价聚合, 再融合各个尺度上的聚合代价值, 以降低弱纹理区域的误匹配, 提升视差图的精度。

## 2.3 视差计算与优化

通过代价聚合可以得到滤波后的匹配代价, 接着采用 WTA 来进行视差计算, 其原理是通过选取每个像素所有代价值中的最小匹配代价所对应的视差值作为该像素点的视差, 从而得到初始视差图, 数学表达式为

$$d_p = \arg \min_d C(p, d), \quad d \in D, \quad (10)$$

式中:  $d_p$  表示图像中待匹配像素  $p$  的最终视差;  $C(p, d)$  为  $p$  点在视差为  $d$  处的匹配代价值;  $D$  为视差范围。

经 WTA 策略得到的初始视差图仍然会因为图像噪声、遮挡及不连续区域等因素存在较多误匹配点, 具体表现为某些像素在真实视差下的代价值并非最小值, 需要通过视差优化来改善视差图的质量, 进而提高视差的精度。所提算法通过左右一致性检查、视差填充和加权中值滤波来进行视差优化。

## 3 实验结果与分析

为了对所提算法的有效性和稳健性进行评价, 在 Middlebury 数据集的 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 立体图像对上开展了实验, 采用非遮挡区域(Nonocc)、所有区域(All)、不连续区域(Disc)的误匹配率(PBM)作为评价指标。

$$P_{\text{PBM}} = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} [ |d_c(x,y) - d_T(x,y)| > \delta_d ], \quad (11)$$

式中:  $N$  为图像区域中有效像素点的数量;  $d_c(x,y)$  为立体匹配算法计算出的视差图;  $d_T(x,y)$  为数据集提供的真实视差图;  $\delta_d$  为视差阈值, 实验中取为 1, 即当立体匹配算法计算出的视差值与真实视差值之差大于 1 时, 则将该像素点视为误匹配点。

所提算法采用 C++ 语言并且结合 OpenCV 视觉库, 在 Visual Studio 2019 中开发实现。将所有像素值归一化处理到  $[0, 1.0]$  的范围, 所提算法的参数如下: 颜色截断阈值  $T_{\text{AD}} = 0.03$ , 梯度截断阈值  $T_{\text{GRD}} = 0.008$ , 平衡因子  $\alpha = 0.05$ , 改进 Census 变换的窗口大小  $N = 9$ , 离群值控制参数  $\beta_1 = 0.059$ ,  $\beta_2 = 35$ , 引导滤波窗口大小为  $19 \times 19$ , 正则化系数  $\epsilon = 0.0001$ 。

### 3.1 多特征融合实验

分别采用颜色特征、梯度特征、Census 变换、所

提算法作为匹配代价在 Middlebury 数据集上进行实验, 结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 颜色特征在弱纹理区域匹配效果较差, 梯度特征在深度不连续区域匹配效果较好, 但在弱纹理区域也存在较多误匹配, 而 Census 变换在具有重复结构的区域和深度不连续区域存在较多误匹配, 而所提算法能同时在弱纹理区域、重复结构区域和深度不连续区域取得较好的匹配效果。

### 3.2 抗噪声实验

为了评估所提算法在噪声影响下的匹配性能, 对 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 标准测试图像加入 5%、10%、15%、20% 椒盐噪声和标准差为 5、10、15、20 的高斯噪声, 分别采用 MCT<sup>[7]</sup>、AD-Census<sup>[8]</sup>、所提算法来进行代价计算, 采用单尺度下的引导滤波算法进行代价聚合, 得到未经优化的视差图并且计算平均误匹配率, 实验结果如表 1 所示。

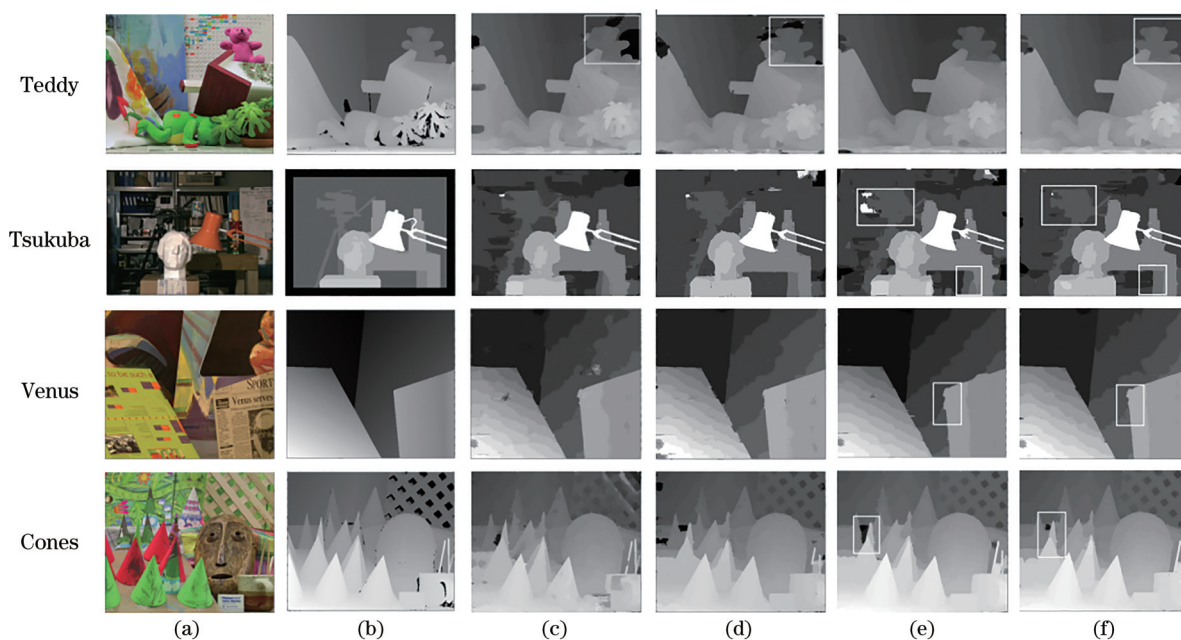


图 3 不同算法下的视差图。(a)左图;(b)真实视差图;(c)颜色特征;(d)梯度特征;(e) Census 变换;(f)所提算法

Fig. 3 Disparity maps with different algorithms. (a) Left images; (b) true parallax maps; (c) color features; (d) gradient features; (e) Census transform; (f) proposed algorithm

表 1 不同算法的平均误匹配率

Table 1 Average percent of bad pixels under different algorithms

unit: %

Algorithm	No noise	Salt noise				Gaussian noise			
		5%	10%	15%	20%	5 $\sigma$	10 $\sigma$	15 $\sigma$	20 $\sigma$
MCT	4.76	8.41	13.17	19.12	25.66	6.91	9.22	11.29	14.11
AD-Census	4.04	7.59	11.7	16.04	20.46	6.82	9.84	12.72	16.11
Proposed algorithm	4.68	5.87	8.01	11.47	17.86	6.88	9.29	11.31	13.96

为了更加直观地分析不同算法在噪声增加时误匹配率的变化情况,绘制的折线图如图 4 所示。

从表 1 和图 4 可以看出:在无噪声时,所提算法与 MCT 算法、AD-Census 算法的平均误匹配率接近;在加入椒盐噪声的情况下,MCT 算法的误匹配率上升最快,表明其对脉冲噪声比较敏感,而所提

算法对椒盐噪声的鲁棒性最强;在高斯噪声的影响下,所提算法与 MCT 算法的匹配效果接近,都要优于 AD-Census 算法。综上所述,相较于 MCT 算法和 AD-Census 算法,所提算法在保证视差图精度的同时,对噪声有更强的鲁棒性。

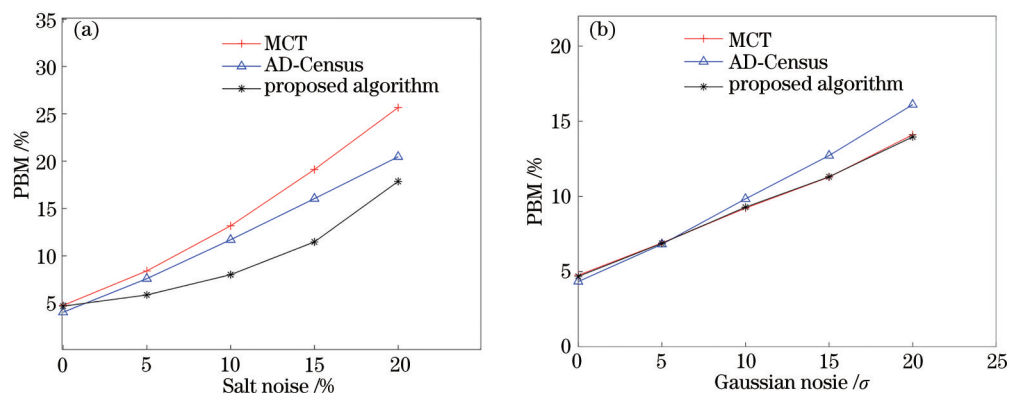


图 4 不同噪声下 PBM 的变化情况。(a) 椒盐噪声;(b) 高斯噪声

Fig. 4 Changes of PBM under different noise. (a) Salt noise; (b) Gaussian noise

### 3.2 算法整体性能测试

为了对所提算法的整体性能进行评价,采用 Middlebury 网站上的评测数据,分别与经典的参数测度算法 SSD+MF<sup>[11]</sup>、非参数测度算法 RTCensus<sup>[14]</sup>、全局匹配算法 GC<sup>[15]</sup>及自适应权重算法 AdaptWeight<sup>[11]</sup>进行比较,结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出:在所有测试图像上,所提算法的误匹配率要明显优于参数测度 SSD+MF 算法和非参数测度 RT-Census 算法;与 GC 全局匹配算法

相比,除在 Tsukuba 的非遮挡区域稍逊于 GC 算法外,所提算法在其余测试图像上的误匹配率都要低于 GC 算法;与 AdaptWeight 算法相比,除在 Tsukuba、Cones 的不连续区域的误匹配率要略微高于 AdaptWeight 算法外,所提算法在其余测试图像上的误匹配率都要低于 AdaptWeight 算法;就所有测试图像的平均误匹配率而言,AdaptWeight 算法为 6.67%,所提算法为 5.86%,表明所提算法整体上要优于 AdaptWeight 局部算法。

表 2 不同算法的误匹配率

Table 2 Average percent of bad pixels under different algorithms

unit: %

Algorithm	Tsukuba			Venus		
	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc
SSD+MF	5.23	7.27	24.21	3.68	5.13	11.80
RT-Census	5.17	6.25	19.31	1.58	2.37	14.10
GC	1.95	4.22	9.29	1.76	3.52	8.73
AdaptWeight	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13
Proposed algorithm	1.98	2.26	8.43	0.28	0.57	2.79
Algorithm	Teddy			Cones		
	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc
SSD+MF	16.50	24.74	32.84	10.99	19.85	26.21
RT-Census	7.98	17.44	24.15	4.38	11.44	12.27
GC	16.50	25.01	24.85	7.73	18.17	15.17
AdaptWeight	7.88	13.30	18.60	3.97	9.79	8.26
Proposed algorithm	5.72	11.24	14.94	3.36	9.28	9.50

## 4 结 论

针对局部立体匹配算法在弱纹理区域、深度不连续区域匹配效果差,且容易受到噪声干扰的问题,提出了一种基于多特征融合的立体匹配算法。改进传统的 Census 变换使其对噪声有更强的鲁棒性,并且融合改进 Census 变换、颜色特征、梯度特征进行代价计算,采用多尺度下的引导滤波算法进行代价聚合,经视差计算和视差优化得到最终的视差图。在 Middlebury 数据集上的实验结果表明,所提算法对噪声有较强的鲁棒性,且与当前较为优秀的局部算法相比,匹配精度有了进一步提升。

### 参 考 文 献

- [1] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1-3): 7-42.
- [2] Luo S Q, Jia Z S. Fast stereo matching algorithm based on dynamic programming[J]. *Computer Engineering*, 2015, 41(11): 224-231.  
罗嗣卿, 贾子书. 基于动态规划的快速立体匹配算法 [J]. *计算机工程*, 2015, 41(11): 224-231.
- [3] 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.
- [4] Gong W B, Gu G H, Qian W X. Stereo matching algorithm based on image segmentation and adaptive support weight[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(s2): s210002.  
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(s2): s210002.
- [5] Gu Z, Su X Y, Liu Y K, et al. Local stereo matching with adaptive support-weight, rank transform and disparity calibration[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(9): 1230-1235.
- [6] Lazaros N, Sirakoulis G C, Gasteratos A. Review of stereo vision algorithms: from software to hardware [J]. *International Journal of Optomechatronics*, 2008, 2(4): 435-462.
- [7] Ma X, Zhu S Q, Lai X B. An image matching algorithm based on improved Rank transform[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2011, 30(11): 128-130, 134.  
马璇, 朱世强, 赖小波. 一种基于改进 Rank 变换的图像匹配算法[J]. *传感器与微系统*, 2011, 30(11): 128-130, 134.
- [8] 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.
- [9] Liu H, Wang R, Xia Y P, et al. Improved cost computation and adaptive shape guided filter for local stereo matching of low texture stereo images[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(5): 1869-1876.
- [10] Xiao H, Tian C, Zhang Y, et al. Stereo matching algorithm based on improve Census 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Zhang H, Liu H L, Xu K, et al. Fast cross-scale cost aggregation for stereo matching via dynamic support windows[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(17): 151-156, 216.  
张华, 刘宏立, 徐琨, 等. 基于跨尺度变窗口代价聚合的快速立体匹配[J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(17): 151-156, 216.
- [14] Humenberger M, Zinner C, Weber M, et al. A fast stereo matching algorithm suitable for embedded real-time systems[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(11): 1180-1202.
- [15] Chen B C, Sun Y, Ong S H. Liver vessel segmentation using graph cuts with quick shift initialization[M]//Goh J. *The 15th international conference on biomedical engineering. IFMBE proceedings*. Cham: Springer, 2014, 43: 188-191.