

# 基于改进 Census 变换和异常值剔除的 抗噪立体匹配算法

彭新俊, 韩 军, 汤 踊, 尚裕之, 俞玉瑾

上海大学通信与信息工程学院, 上海 200444

**摘要** 针对 Census 变换易受噪声影响使得立体匹配算法难以获取高匹配精度的问题, 提出了一种改进 Census 变换和异常值剔除的抗噪立体匹配算法。在初始匹配代价阶段, 该方法首先将窗口邻域中值作为参考值并通过映射函数控制异常值, 提高了单像素匹配代价的可靠性; 然后在代价聚合阶段, 对动态聚合窗口中初始代价值进行异常值剔除; 最后通过视差计算、视差优化得到最终的视差图。在 VS2013 软件平台上采用 Middlebury 标准测试图对初始匹配代价、代价聚合、最终视差图阶段进行测试。实验结果表明, 本文算法的抗噪性能优于现有 Census 变换算法, 且错误匹配率达到 5.71%。

**关键词** 机器视觉; 立体匹配; 抗噪; Census 变换; 双目测量

**中图分类号** TN911.73 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201737.1115004

## Anti-Noise Stereo Matching Algorithm Based on Improved Census Transform and Outlier Elimination

Peng Xinjun, Han Jun, Tang Yong, Shang Yuzhi, Yu Yujin

*School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China*

**Abstract** The Census transform is sensitive to noise, so it is difficult to obtain high matching accuracy with stereo matching algorithm. An anti-noise stereo matching algorithm based on the improved Census transform and outlier elimination is proposed. Firstly, at the initial match cost stage, the median of the window neighborhood is taken as the reference value and the outliers are controlled by the mapping function, which improves the reliability of the single pixel matching cost. At the cost aggregation stage, the outliers are eliminated from the initial cost value of dynamic aggregation window. Finally, the final disparity maps are obtained by disparity calculation and disparity optimization. The Middlebury benchmark images are used to test the stages of the initial matching cost, cost aggregation, and final disparity map on the VS2013 software platform. Experimental results show that the proposed algorithm has better noise-robust performance than the existing Census transform algorithms, and the error matching rate is 5.71%.

**Key words** machine vision; stereo matching; anti-noise; census transform; binocular measurement

**OCIS codes** 150.1135; 100.6890; 110.2960

## 1 引 言

立体匹配算法是双目立体视觉的研究热点之一, 其主要原理是在不同视点图像中找到对应匹配点计算视差, 获取目标点的深度信息。Scharstein 等<sup>[1-2]</sup>对经典的立体匹配算法进行归纳分析, 将立体匹配算法分为全局立体匹配算法和局部立体匹配算法, 指出立体匹配算法的步骤包括: 初始匹配代价计算、代价聚合、视

**收稿日期:** 2017-05-31; **收到修改稿日期:** 2017-07-07

**基金项目:** 国家自然科学基金(61471230)

**作者简介:** 彭新俊(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事图像处理、立体匹配等方面的研究。

E-mail: yinizhishu@shu.edu.cn

**导师简介:** 韩 军(1965—), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像、视频分析处理、无人机电力线巡检等方面的研究。

E-mail: hanjun@shu.edu.cn

差生成、视差优化等,并建立了立体匹配算法评测网站。全局立体匹配算法主要是采用全局优化理论方法估计视差,通过最小化全局能量函数得到最优视差值。主要的全局立体匹配算法有:动态规划(DP)匹配算法<sup>[3]</sup>、置信度传播匹配算法<sup>[4-5]</sup>、图像分割法<sup>[6-7]</sup>等。局部立体匹配算法是利用局部优化方法(平方和法、绝对值法、阈值偏差绝对值法等)通过匹配窗口进行视差估计。当前主要的局部立体匹配算法有:快速双边带立体匹配(FBS)算法<sup>[8]</sup>、VariableCrocs 算法<sup>[9]</sup>、AD-Census 算法<sup>[10]</sup>、跨尺度代价聚合算法(CSCA)<sup>[11]</sup>等。综上可知,全局立体匹配算法的匹配精度高,局部立体匹配算法的运行速度快、易于实现,在实际中应用比较广泛。

大多数局部立体匹配算法基于像素灰度值计算初始匹配代价,但当图像受外部光照变化出现辐射度失真时,图像的匹配精度会急剧下降。针对这个问题,Hirshmuller 等<sup>[12]</sup>对不同立体匹配算法进行了光照测试,结果发现 Census 变换(CT)<sup>[13-14]</sup>对光照具有较强的稳健性。但 Census 变换过度依赖中心像素,当中心像素受到干扰噪声影响时,该方法的匹配精度会降低。为了提高 Census 变换的抗噪性能,近年来不少研究人员对 Census 变换进行了改进。Chang 等<sup>[15]</sup>提出了基于 Mini-Census 变换立体匹配算法,对窗口内固定六点进行 Census 变换。文献[16-17]将邻域窗口均值作为参考值进行 Census 变换,提高了算法对噪声的稳健性。

在代价聚合阶段,通过聚合像素支持窗口内的初始代价值来减少错误匹配,但支持窗口的大小也会影响匹配精度。对此,Zhang 等<sup>[9]</sup>提出了十字交叉聚合法,根据图像颜色和空间距离信息,自动控制支持窗口的大小。Mei 等<sup>[10]</sup>分析了十字交叉聚合算法中颜色阈值和空间阈值对匹配精度影响,通过二次判断确定臂长边界,提高了算法在深度不连续区域的匹配精度。但以上两种方法都是针对无噪声的情况,没有考虑噪声对算法的影响。

基于以上分析,本文提出了一种基于改进 Census 变换和异常值剔除的抗噪立体匹配算法,在初始匹配代价计算中,将区域窗口中像素灰度值的统计中值作为参考值,并将计算得到的初始匹配代价映射到区间 $[0,1]$ 中,降低了极值对 Census 变换的影响,增强了对异常值的辨识度;在代价聚合阶段,对自适应聚合窗口中的初始匹配代价值进行离群值判别和剔除处理,提高了图像匹配准确率,增强了算法对噪声的稳健性。

## 2 本文算法

### 2.1 改进 Census 变换代价计算

传统的 Census 变换依赖中心像素的大小,对图像噪声比较敏感。基于均值的 Census 变换(AverageCT),是在传统 Census 变换的基础上利用窗口内像素灰度值的平均值作为参考值,这种方式可以有效地缓解干扰噪声对匹配精度的影响,但均值易受极大值、极小值影响,当图像受噪声(尤其是椒盐噪声)干扰比较大时,也会降低对异常值的辨识度。为提高 Census 变换对于干扰噪声的稳健性,采用了改进的 Census 变换计算初始匹配代价,即将窗口灰度中值作为参考值,计算该窗口的比特串为

$$M_c(p) = \bigotimes_{q \in N_p} \xi[I_{\text{mid}}(p), I(q)], \quad (1)$$

$$\xi[I_{\text{mid}}(p), I(q)] = \begin{cases} 1, & I(q) > I_{\text{mid}}(p) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $N_p = \{I(p_i) | i \in (0, m \times n), i \in N, \text{且 } i \neq m \times n / 2 + 1\}$  表示除了中心像素  $p$  以外的窗口内灰度值的集合,  $\bigotimes$  表示按位连接,  $m$  和  $n$  分别表示支持窗口的长和宽,  $I(q)$  表示邻域像素灰度值,  $I_{\text{mid}}(p) = [N_p]$  表示窗口像素灰度值的中值,这里  $[\cdot]$  表示取集合  $N_p$  中值。然后计算左右对应窗口比特串  $M_{\text{cl}}(p)$ 、 $M_{\text{cr}}(p)$  的汉明距离,得到初始匹配代价为

$$C(p, q, d) = \text{Hamming}[M_{\text{cl}}(p), M_{\text{cr}}(p + d)], d \in [d_{\text{min}}, d_{\text{max}}], \quad (3)$$

式中  $d$  为最大视差  $d_{\text{max}}$  和最小视差  $d_{\text{min}}$  之间的任意值,即  $d \in [d_{\text{min}}, d_{\text{max}}]$ 。为了控制异常值,将汉明距离计算得到的初始匹配代价映射到区间 $[0,1]$ 中,并以此作为新的初始匹配代价  $C_{\text{init}}(p, q, d)$ 。映射函数为

$$C_{\text{init}}(p, q, d) = 1 - \exp\left[-\frac{C(p, q, d)}{\lambda}\right], \quad (4)$$

式中  $\lambda$  为控制离群值的参数。

## 2.2 代价聚合

代价聚合是立体匹配算法的关键一步,即对像素点邻域代价信息进行聚合,增加像素辨识度,提高匹配精度。Mei 等<sup>[10]</sup>提出十字交叉自适应代价聚合方法,根据颜色相似度和空间距离寻找每一个像素点的邻域窗口,然后对邻域窗口内的初始匹配代价值进行聚合。但如果初始匹配代价受噪声影响较大,邻域窗口中又包含了比较多的错误初始代价值,则聚合代价的结果将会受到影响。图 1(a)所示为像素点  $p$  的聚合区域  $S$ ,其中 noise 表示受噪声影响的初始代价值;图 1(b)所示为加入冲击噪声后 Teddy 标准测试图的一部分;图 1(c)所示为采用传统十字交叉的自适应代价聚合方法后得到的该部分的视差图,该视差图中出现了很多黑白相间的噪点,这说明对应像素点的聚合代价值出现了错误;图 1(d)所示为改进后代价聚合方法得到的视差图。

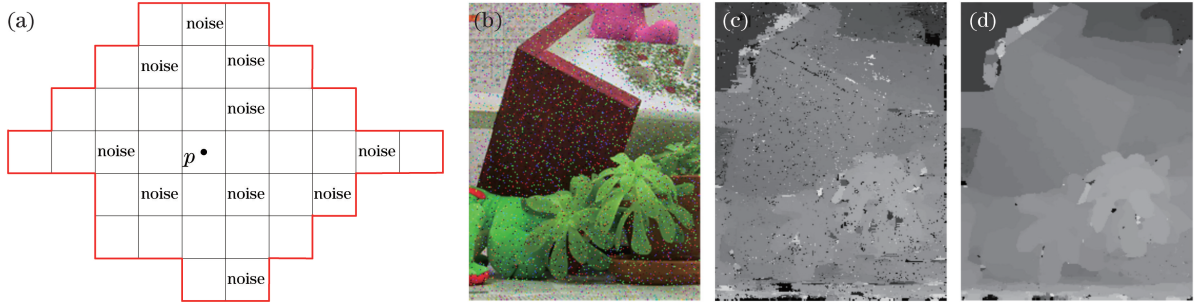


图 1 (a)带有噪声的自适应窗口;(b)加入 0.05%椒盐噪声 Teddy 测试图的一部分;  
(c)传统十字交叉代价聚合算法生成的视差图;(d)改进后代价聚合算法生成的视差图

Fig. 1 (a) Adaptive window with noise; (b) part of the Teddy map added with 0.05% salt and pepper noise;  
(c) disparity map computed by traditional cross-based cost aggregation algorithm;  
(d) disparity map computed by proposed cost aggregation algorithm

为了解决以上问题,对传统十字交叉代价聚合方法进行了改进,提出了基于异常值剔除的代价聚合方法,剔除了错误的代价聚合值,提高了算法对噪声的稳健性。首先按照十字交叉代价聚合方法得到聚合窗口  $S$ ,在尽量获得更多空间信息的同时减少遮挡区域的影响。对于像素点  $p$ ,如图 2(a)所示。

根据颜色相似度和空间距离寻找该像素点的横向臂长和纵向臂长。臂长的判别原则分别为

$$D_c(p_1, p) < \tau_1 \quad \text{and} \quad D_c[p_1, p_1 + (1, 0)] < \tau_1, \quad (5)$$

$$D_s(p_1, p) < L_1, \quad (6)$$

$$D_c(p_1, p) < \tau_2 \quad \text{if} \quad L_2 < D_s(p_1, p) < L_1, \quad (7)$$

$$\tau_1 > \tau_2 \quad \text{and} \quad L_1 > L_2, \quad (8)$$

式中  $p_1$  表示像素  $p$  的最右像素点,  $D_c$  表示两个像素点的颜色相似度,  $D_s$  表示两个像素点的空间距离,  $\tau_1$ 、 $\tau_2$ 、 $L_1$ 、 $L_2$  分别表示颜色相似度、空间相似度阈值。随后,根据像素点的横向臂长和纵向臂长得到像素点  $p$  的聚合区域  $S$ ,如图 2(b)所示。

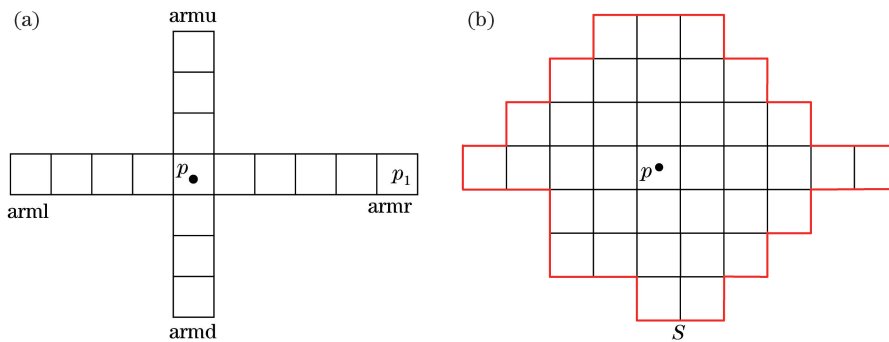


图 2 (a)像素点  $p$  不同方向上的臂长;(b)像素点  $p$  的聚合区域  $S$

Fig. 2 (a) Arm length of pixel  $p$  in different directions; (b) aggregation region  $S$  of the pixel  $p$

对聚合区域  $S$  内的初始代价进行异常值剔除处理。首先计算聚合区域  $S$  的平均值  $\mu$  和方差  $\sigma$ ：

$$\mu = \frac{1}{n_{\text{num}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{num}}} I(q_i), I(q_i) \in S, \quad (9)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{I(q_i) \in S} [I(q_i) - \mu]^2 / n_{\text{num}}}, \quad (10)$$

式中  $n_{\text{num}}$  表示所含元素的个数。然后根据以下原则对区域  $S$  中的初始代价值进行选择性别除：

- 1) 当聚合区域  $S$  中的初始代价值的个数  $n_{\text{num}} < \alpha$  时, 不对聚合区域  $S$  内初始代价值进行异常值剔除。
- 2) 当聚合区域  $S$  中的数据个数  $n_{\text{num}} \geq \alpha$ , 初始代价值大于  $\mu + 3\sigma$  或者小于  $\mu - 3\sigma$  时, 则判断为异常值并予以剔除。
- 3) 当聚合区域  $S$  中的数据个数  $n_{\text{num}} \geq \beta$ , 初始代价值大于  $\mu + \sigma$  或者小于  $\mu - \sigma$  时, 则判断为异常值并予以剔除。其中  $\alpha, \beta$  为异常控制阈值。

根据以上原则可得到关于像素点  $p$  的一个新的聚合区域  $S'$ , 对聚合区域  $S'$  进行代价聚合得到聚合匹配代价：

$$C_{\text{agg}}(u, v, d) = \sum_{q \in S'} C_{\text{init}}(u, v, d) / n'_{\text{num}}, \quad (11)$$

式中  $n'_{\text{num}}$  为新聚合区域  $S'$  中初始匹配代价值的个数。

### 2.3 视差选择与优化

在视差选择阶段, 为了能够进一步提高算法匹配率, 在代价聚合与初始视差选择之间加入了扫描线优化过程<sup>[18]</sup>, 然后采用 Winner-Takes-All 策略<sup>[19]</sup>进行视差选择生成初始视差图, 该策略可以快速有效地选择视差空间中匹配代价值最小的点作为匹配点, 并得到其对应的视差。

在视差优化阶段, 为了能够进一步提高视差图准确率, 首先采用左右一致性检测：

$$|d_1(p) - d_r\{p - [d_1(p), 0]\}| > \delta_0 = 1, \quad (12)$$

式中  $d_1(p)$  为左视图中点  $p$  的视差值,  $d_r\{p - [d_1(p), 0]\}$  为右视图中与点  $p$  对应的视差值,  $\delta_0$  为容限阈值, 如果左右对应点视差大于 1 则为异常点。找出异常点后, 根据对极几何原理将异常点分类为错误匹配点和遮挡点, 然后采用区域投票策略<sup>[4]</sup>, 即在前面建立的十字交叉区域中采用统计直方图, 找出频率最大的视差值作为该点最终视差值, 随后对错误匹配点和遮挡点进行插值处理: 对于错误匹配点选择周围灰度值最接近的点进行填充; 对于遮挡点选择周围最小视差值进行填充。最后采用亚像素增强处理来减少离散视差造成的误差<sup>[20]</sup>并利用  $3 \times 3$  的滑动窗口对视差图进行中值滤波以生成最终的视差图。

## 3 实验结果分析

本文算法在 VS2013 软件平台上利用 C++ 实现, 采用学术界公认的 Middlebury 立体匹配算法评测平台提供的标准立体图像对 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 来对算法进行评测, 这 4 组图像的视差搜索范围依次为  $[0, 15]$ 、 $[0, 19]$ 、 $[0, 59]$ 、 $[0, 59]$ , 视差缩放参数分别为  $n_{\text{scale}} = \{16, 8, 4, 4\}$ 。硬件平台中央处理器为 Intel(R)Core(TM)i5-4440, 主频为 3.10 GHz, 内存容量为 4 GB。具体实验参数  $\{\tau_1, \tau_2, L_1, L_2, \delta_0, \lambda, \omega, \alpha, \beta\} = \{16, 4, 30, 15, 1, 10, 9 \times 7, 5, 140\}$ 。

### 3.1 异常值控制阈值的确定

为了验证异常值控制阈值对算法的影响并选择合适的阈值, 将 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 作为测试图, 并用视差图非遮挡区域的错误匹配率作为评价标准, 通过分析不同  $\alpha$  和  $\beta$  值得到视差图的错误匹配率来确定阈值  $\alpha$  和  $\beta$ 。首先根据原则 1)、2) 来进行异常值剔除, 如图 3(a) 所示, 随着  $\alpha$  的不断增大, 视差图的错误匹配率不断降低, 当  $\alpha > 5$  时, 视差图像的错误匹配率变化开始变得不明显, 并趋向于稳定。然后根据原则 1)、3) 进行异常值剔除, 如图 3(b) 所示, 随着  $\beta$  的不断增大, 视差图的错误匹配率不断降低, 当  $\beta > 140$  时, 视差图的非遮挡区域的错误匹配率的变化也开始变得不明显并趋向于稳定。

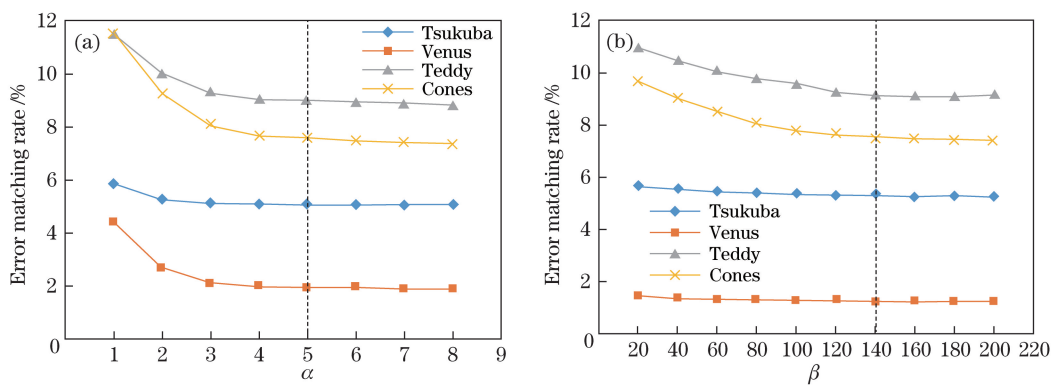


图 3  $\alpha$ 、 $\beta$  对非遮挡区域的错误匹配率的影响。(a)  $\alpha$  值;(b)  $\beta$  值

Fig. 3 Influence of  $\alpha$  and  $\beta$  on error matching rate in non-occlusion region. (a)  $\alpha$  values; (b)  $\beta$  values

综合以上两个方面的分析,可以分别确定算法中的阈值  $\alpha$  和  $\beta$ ,为了尽可能多地剔除异常值并降低错误匹配率。可以结合阈值  $\alpha$  和  $\beta$ ,将聚合区域  $S$  分为三部分,并对其分别做不同运算处理,从而可以尽可能多地剔除异常的初始匹配代价值,提高算法的匹配精度。

### 3.2 代价聚合验证

代价聚合是立体匹配的关键步骤,为了验证本文算法的有效性,对改进 Census 变换计算得到的初始匹配代价值分别采用 Mei 等<sup>[10]</sup>提出的十字交叉聚合方法、改进的聚合方法进行代价聚合,通过非遮挡区域错误匹配率百分比来对比两种代价聚合算法的性能。具体实验过程为:1)对 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 标准测试图片分别加入 2%、5%、10%、15%的椒盐噪声;2)计算代价聚合后视差图非遮挡区域的错误匹配率;3)计算在不同百分比噪声下 4 张测试图的平均错误匹配率,具体结果如表 1 所示。

表 1 非遮挡区域平均错误匹配率

Table 1 Average error matching rate in non-occlusion region

%

Algorithm	Noiseless	2% noise	5% noise	10% noise	15% noise
Mei's aggregation	4.54	6.67	11.73	26.88	48.63
Proposed	4.15	4.92	7.04	16.41	37.15

根据表 1,对比改进前后的代价聚合算法在非遮挡区域的错误匹配率可知,改进后的代价聚合算法在不同百分比噪声情况下,都能够有效地抑制非遮挡区域噪声,可见本文算法对噪声的稳健性较高。

### 3.3 抗噪性能测试

为了验证改进 Census 立体匹配算法的抗噪性能,这里分别对 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 标准测试图加入方差为 5、10、15、20 的高斯噪声,从椒盐噪声和高斯噪声两个方面来分析算法对噪声的稳健性。

具体实验流程为:1)采用传统十字交叉代价聚合算法对 CT、AverageCT、基于最小采样值 Census 变换 (Min-CT) 得到的初始代价值进行代价聚合,使用本文算法对 Census 变换的初始代价值进行代价聚合;2)对聚合代价值进行扫描线优化生成视差图;3)分析视差图在非遮挡区域的平均错误匹配率。表 2 为在无噪声、椒盐噪声和高斯噪声下标准测试图在非遮挡区域的错误匹配率。

表 2 不同算法在非遮挡区域的平均错误匹配率

Table 2 Average error matching rate of different algorithms in non-occlusion region

%

Algorithm	Noiseless	Salt and pepper noise				Gaussian noise			
		2%	5%	10%	15%	Variance of 5	Variance of 10	Variance of 15	Variance of 20
CT	3.24	3.65	5.56	20.73	52.41	6.41	30.98	45.25	53.61
AverageCT	4.54	6.17	12.67	30.43	49.01	8.48	28.14	41.12	49.60
Min-CT	5.67	8.34	13.39	28.33	54.95	11.79	33.68	48.25	57.49
Proposed	3.57	3.98	5.14	10.48	24.57	6.98	28.87	40.87	48.94

为了能够更加直观地观察椒盐噪声和高斯噪声对各变换算法的影响,绘制了不同算法在不同噪声下的非遮挡区域平均错误匹配率折线图,如图 4 所示。

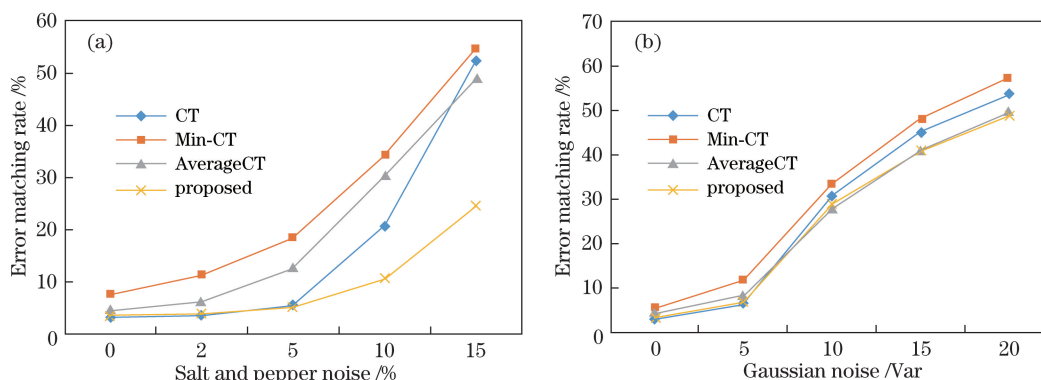


图 4 在不同噪声下,不同算法的错误匹配率。(a)椒盐噪声;(b)高斯噪声

Fig. 4 Error matching rate of different algorithms under different noises.

(a) Salt and pepper noise; (b) Gaussian noise

由表 2 可知,在 2%、5%、10%、15%椒盐噪声情况下,Min-CT、AverageCT 算法的平均错误匹配率均高于 CT 算法和本文算法,在无噪声、2%椒盐噪声情况下,CT 算法的平均错误匹配率要低于本文算法,但在 5%、10%、15%椒盐噪声情况下,本文算法平均错误匹配率均低于 CT 算法,并且随着噪声的不断增大,本文算法的优势越明显,如图 4(a)所示。对于方差为 5、10、15、20 的高斯噪声,采用 Min-CT 算法的平均错误匹配率最高,对于方差为 0、5 的高斯噪声,CT 算法的平均错误匹配率高于 AverageCT 算法和本文算法,但是当高斯噪声增强即方差为 10、15、20 时,CT 算法平均错误匹配率增大,此时本文算法和 AverageCT 算法的平均错误匹配率较低且二者接近,如图 4(b)所示,但是对比表 2 数据可以发现,本文算法具有略微的优势。

为了更加客观地评价算法对不同图像质量的适应性,采用峰值信噪比(PSNR)为 50 dB,45 dB,40 dB,35 dB,30 dB 的标准图像对算法进行测试,不同图像 PSNR 与非遮挡区域匹配准确率之间的定量比较结果如表 3 所示。由表 3 可知,随着 PSNR 不断减小,算法的正确匹配率不断降低且 Min-CT 算法的正确匹配率低于其他三种算法。在加入椒盐噪声情况下,当 PSNR 为 40 dB~50 dB 时,本文算法和 CT 算法相当且都优于其他两种算法,但是当图像信噪比为 30 dB 时,与 CT 算法相比,本文算法的优势更加明显,此时, AverageCT 算法与本文算法结果较为接近。在加入高斯噪声情况下,当 PSNR 为 45 dB~50 dB 时,本文算法的正确匹配率要低于 AverageCT 算法和 CT 算法,但是随着 PSNR 的降低,本文算法的正确匹配率高于其他算法。

表 3 不同 PSNR 在非遮挡区域的平均匹配准确率

Table 3 Average matching accuracy with different PSNR values in non-occlusion area %

Algorithm	Noiseless	Salt and pepper noise					Gaussian noise				
		50 dB	45 dB	40 dB	35 dB	30 dB	50 dB	45 dB	40 dB	35 dB	30 dB
CT	96.76	96.55	96.02	94.44	47.59	19.88	95.58	93.79	91.27	87.57	54.75
AverageCT	95.46	94.24	91.88	87.33	50.99	21.77	94.48	92.72	89.55	83.13	58.88
Min-CT	94.33	93.11	91.17	86.61	45.05	15.91	91.11	88.87	85.63	77.11	41.75
Proposed	96.43	96.17	95.87	94.86	75.43	29.05	95.47	93.61	91.32	87.74	59.13

综合以上两个方面的分析,采用改进 Census 变换并加入异常值剔除的立体匹配算法对噪声具有很好的稳健性。

### 3.4 算法对比分析

为了与其他立体匹配算法进行比较,对视差图进行了视差优化处理,如图 5 所示。其中,图 5(a)表示 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 标准测试图,图 5(b)表示它们对应的标准视差图,图 5(c)表示采用本文算法

得到的最终视差图,图 5(d)表示本文算法的误差图,其中黑色表示错误匹配区域,白色表示正确匹配区域,灰色表示遮挡区域错误匹配点。

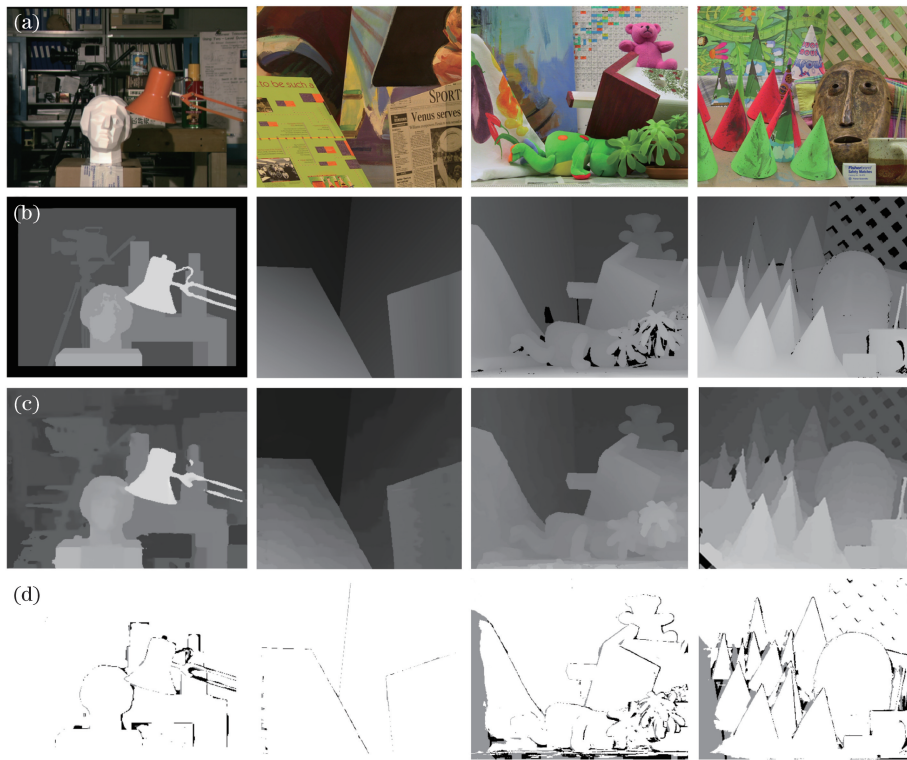


图 5 标准测试图的实验结果。(a) Middlebury 标准测试图;(b) Middlebury 标准视差图;  
(c) 本文算法的视差图;(d) 本文算法的误差图

Fig. 5 Experimental results of the benchmark images. (a) Middlebury benchmark images;  
(b) Middlebury benchmark disparity maps; (c) disparity maps with proposed algorithm;  
(d) error maps with proposed algorithm

为了能够更加客观地分析本文算法性能,计算了各个图像对在不同区域的错误匹配率,并与 RandomVote<sup>[21]</sup>、EnhencedBP<sup>[22]</sup>、FBS<sup>[7]</sup>、RTCensus<sup>[23]</sup>、RinCensus<sup>[24]</sup> 算法进行了对照比较,如表 4 所示。其中,n-occ 为非遮挡区域错误匹配率,all 为全部区域的错误匹配率,disc 为视差不连续区域的错误匹配率,Avg 为平均错误匹配率,即 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 图像的 n-occ、all、disc 平均数。由表 4 可知,本文算法的平均错误匹配率为 5.71%,低于 RandomVote、EnhencedBP、FBS、RTCensus、RinCensus 算法,并且相比于 RTCensus、RinCensus 算法,本文算法具有很大的优势。

表 4 阈值为 1 时不同算法的错误匹配率

Table 4 Error matching rate of different algorithms when the threshold is 1

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Avg
	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	
Proposed	2.04	2.54	10.79	0.23	0.86	3.06	5.96	10.57	13.46	2.26	6.95	9.75	5.71
RandomVote	4.58	5.54	17.70	0.13	0.45	1.86	5.40	9.54	14.80	2.62	7.93	7.54	6.53
EnhencedBP	0.94	1.74	5.05	0.35	0.86	4.34	8.11	13.30	18.50	5.09	11.10	11.00	6.69
FBS	2.38	2.80	10.40	0.34	0.92	4.45	9.83	15.30	20.30	3.10	9.31	8.59	7.92
RTCensus	5.08	6.25	19.20	15.80	2.42	14.20	7.96	13.80	20.30	4.10	9.54	12.20	9.73
RinCensus	4.78	6.00	14.40	1.11	1.76	7.91	9.79	17.30	26.10	8.09	16.20	17.60	10.90

为了验证本文算法对不同图像的适应性,又对 Middlebury 测试平台提供的标准测试图 Baby3、Bowling2、Cloth2、Dolls 进行了测试,该组图片对应的视差范围分别为[0,52]、[0,67]、[0,77]、[0,74],视差

缩放参数  $n_{\text{scale}} = 3$ 。实验结果如图 6 所示,图 6(a)为标准测试图,图 6(b)为对应的标准视差图,图 6(c)为本文算法生成的视差图。对比标准视差图,本文算法得到的视差图比较平滑,在纹理一致区域可以得到不错的结果,但是在深度不连续区域会存在错误匹配,因此本文算法还需进一步改进。

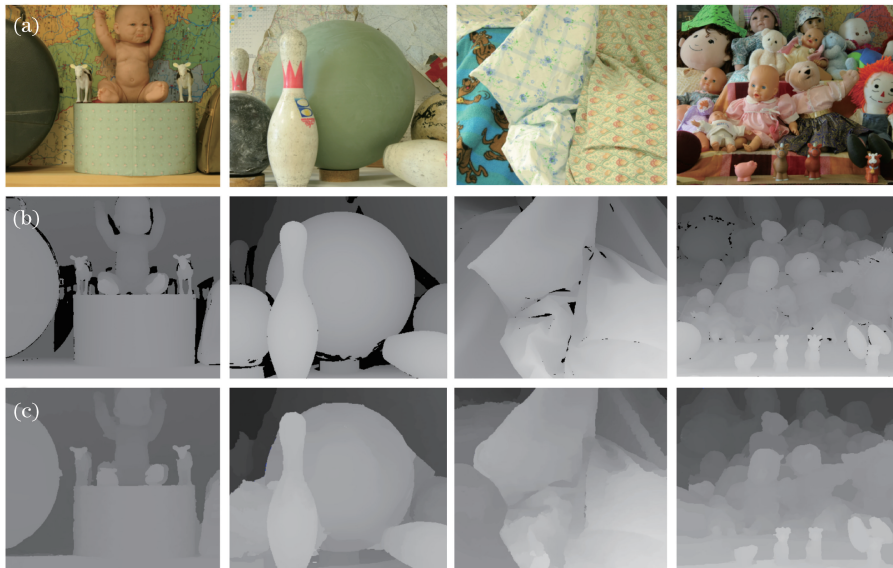


图 6 标准测试图实验结果。(a) Middlebury 标准测试图;(b) Middlebury 标准视差图;(c) 本文算法的视差图

Fig. 6 Experimental results of the benchmark images. (a) Middlebury benchmark images;  
(b) Middlebury benchmark disparity maps; (c) disparity maps with proposed algorithm

## 4 结 论

提出了一种基于改进 Census 变换和异常值剔除的抗噪立体匹配算法。在初始匹配代价阶段,将统计中值作为参考值进行 Census 变换并加入了异常值控制,增强了初始匹配代价的可靠性;在代价聚合阶段,改进了十字交叉代价聚合算法,剔除了不合理初始代价值,提高了聚合代价值的可靠性,增强了算法的抗噪性能。通过实验可以看出,改进 Census 变换立体匹配算法抗噪性能优于当前部分改进 Census 变换抗噪性能,并且本文算法匹配精度与当前优秀的匹配算法相当。综上,本文算法既能应对光照变换,又能应对噪声干扰。但本文算法对图像中线目标的匹配精度不高,且深度不连续区域也存在错误匹配,接下来会在这两个方面对算法继续进行改进。

## 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): 7-42.
- [2] Scharstein D, Szeliski R, Hirschmüller H. The middle stereo vision page[EB/OL]. [2017-05-31]. <http://vision.middlebury.edu/stereo/>.
- [3] Sun J, Zheng N N, Shum H Y. Stereo matching using belief propagation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7): 787-800.
- [4] 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.
- [5] Yang Q, Wang L, Yang R, *et al*. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(3): 492-504.
- [6] Worby J, Maclean W J. Establishing visual correspondence from multi-resolution graph cuts for stereo-motion[C]. IEEE Fourth Canadian Conference on Computer and Robot Vision, 2007: 313-320.
- [7] Gong Wenbiao, Gu Guohua, Qian Weixian, *et al*. 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.



- [8] Mattoccia S, Giardino S, Gambini A. Accurate and efficient cost aggregation strategy for stereo correspondence based on approximated joint bilateral filtering[C]. Asian Conference on Computer Vision, 2009: 371-380.
- [9] Zhang K, Lu J, 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.
- [10] Mei X, Sun X, Zhou M, *et al.* On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2011: 467-474.
- [11] Zhang K, Fang Y, Min D, *et al.* Cross-scale cost aggregation for stereo matching[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1590-1597.
- [12] Hirschmuller H, Scharstein D. Evaluation of cost functions for stereo matching[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [13] Zabih R, Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence[C]. European Conference on Computer Vision, 1994, 801: 151-158.
- [14] Lim J, Kim Y, Lee S. A census transform-based robust stereo matching under radiometric changes[C]. Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, 2016: 1-4.
- [15] Chang N Y C, Tsai T H, Hsu B H, *et al.* Algorithm and architecture of disparity estimation with mini-census adaptive support weight[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(6): 792-805.
- [16] Wang Junzheng, Zhu Huajian, Li Jing. A census transform based stereo matching algorithm using variable support-weight[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(7): 704-710.  
王军政, 朱华健, 李静. 一种基于 Census 变换的可变权值立体匹配算法[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(7): 704-710.
- [17] Zhu Shiping, Yan Lina, Li Zheng. 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.
- [18] Hirschm H. Stereoprocessing by semiglobal matching and mutual information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 328-341.
- [19] Chang X, Zhou Z, Wang L, *et al.* Real-time accurate stereo matching using modified two-pass aggregation and winner-take-all guided dynamic programming[C]. International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, 2011: 73-79.
- [20] Yang Q, Wang L, Yang R, *et al.* Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation and occlusion handling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 31(3): 2347-2354.
- [21] Gales G, Crouzil A, Chambon S. A region-based randomized voting scheme for stereo matching[J]. Advances in Visual Computing, 2010: 182-191.
- [22] Larsen E S, Mordohai P, Pollefeys M, *et al.* Temporally consistent reconstruction from multiple video streams using enhanced belief propagation[C]. IEEE 11th International Conference on Computer Vision, 2007: 1-8.
- [23] 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.
- [24] Ma Li, Li Jingjiao, Ma Ji. Modified census transform with related information of neighborhood for stereo matching algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(24): 16-22.  
马利, 李晶皎, 马技. 邻域相关信息的改进 Census 变换立体匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(24): 16-22.