

# 一种改进的 Census 变换和自适应窗口的匹配算法

朱建鸿, 王曹松\*, 高美凤

江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122

**摘要** 针对传统 Census 变换的立体匹配算法在弱纹理区域匹配精度低, 易受到噪声点的影响, 以及提高 Census 算法的实时性, 提出一种改进的 Census 变换和自适应窗口的立体匹配算法。在代价计算阶段, 首先根据区域纹理的强弱来自适应匹配窗口大小, 采用三种状态信息进行 Census 变换计算初始代价, 提高单像素的匹配精度和降低消耗时间。然后在代价聚合阶段, 采用时间复杂度较低的引导滤波解决单像素匹配代价鉴别性低所带来的精度低的问题。最后使用左右一致性检测原则减少异常点, 得到最终的视差图。利用 Middlebury 平台标准图像对所提算法进行测试, 实验结果表明, 平均误匹配率为 5.51%, 匹配精度得到了一定的提高, 平均花费时间相对于传统的 Census 算法缩短 36.60%, 提高了算法的实时性。

**关键词** 机器视觉; 双目视觉; 立体匹配; Census 变换; 引导滤波; 视差图

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1215003

## An Improved Matching Algorithm of Census Transform and Adaptive Window

Zhu Jianhong, Wang Caosong\*, Gao Meifeng

Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

**Abstract** In order to improve the real-time performance of the traditional stereo matching algorithm based on census transform, which has low matching accuracy in weak texture regions and is easy to be affected by noise points, a novel stereo matching algorithm based on Census transform and adaptive window is proposed. In the cost calculation stage, the window size is adaptively matched according to the strength of the regional texture, three kinds of state information are used for Census transformation to calculate the initial cost, which improves the matching accuracy of single pixel and reduces the consumption time. Then, in the cost aggregation stage, a low time complexity guided filter is used to solve the problem of low accuracy caused by low cost discrimination of single pixel matching. Finally, the left-right consistency detection principle is used to reduce the outliers, and the final disparity map is obtained. The proposed algorithm is tested using Middlebury platform standard images. The experimental results show that the average error matching rate of the proposed algorithm is 5.51%, and the matching accuracy is improved to some extent. The average time-consuming is shortened by 36.60% compared with the traditional Census algorithm, and the real-time performance of the algorithm is improved.

**Key words** machine vision; binocular vision; stereo matching; Census transform; guided filtering; disparity map

**OCIS codes** 150.0155; 150.1488; 150.1135

## 1 引言

图像立体匹配技术是机器视觉领域的研究热点

之一, 经过多年的发展, 双目立体视觉已经在三维重建、工业测量、无人驾驶等领域发挥重要作用, 而立体匹配是双目视觉的研究核心和研究重点<sup>[1]</sup>。

收稿日期: 2020-09-18; 修回日期: 2020-10-12; 录用日期: 2020-10-21

基金项目: 国家自然科学基金(61973139)

\*E-mail: 1390845228@qq.com

Scharstein 等<sup>[2]</sup>研究并总结了一些经典立体匹配算法,将立体匹配算法分为四个步骤:代价计算、代价聚合、视差计算以及视差求精。立体匹配算法根据匹配的约束范围不同分为两大类:全局匹配算法和局部匹配算法。全局匹配算法建立一个全局约束能量函数,虽然匹配精度高,但算法的时间复杂度也较高,不利于实际使用。常用的全局匹配算法有动态规划算法(DP)<sup>[3]</sup>、置信传播算法(BP)<sup>[4]</sup>和图割法算法(GC)<sup>[5]</sup>等。局部匹配算法在图像上建立一个匹配窗口,将窗口内的像素信息作为约束条件,进行视差计算。局部匹配算法精度没有全局匹配算法高,但时间复杂度低,便于实现。常见的局部匹配算法有绝对误差和算法(SAD)、误差平方和算法(SSD)以及 Census 变换算法等。

由于局部匹配算法是根据窗口内的像素灰度值作为初始匹配代价,因此当图像受到外部光照或者噪声影响时,图像的匹配精度会大幅度下降。为了解决此问题,Hirsh Muller 等<sup>[6]</sup>和 Lim 等<sup>[7]</sup>通过研究多种不同的立体匹配算法进行光照实验测试,发现 Census 变换对光照具有较强的稳健性。传统的 Census 变换算法对中心点过度依赖,十分容易受噪声的影响,导致匹配精度降低。针对 Census 变换的缺点,为提高算法的精准度,很多研究人员对传统的 Census 变换算法进行改进。祝世平等<sup>[8]</sup>提出一种用十字支撑窗口内的像素均值并结合噪声容限作为新的参考值进行 Census 变换的方法,提高了算法鲁棒性。贾克斌等<sup>[9]</sup>采用窗口内的加权平均和替代中心点,结合自适应阈值进行二次代价计算并与初始代价进行融合。范海瑞等<sup>[10]</sup>在代价计算的过程中融入梯度信息,提高了匹配的精准度。Mei 等<sup>[11]</sup>将绝对差(AD)变换的代价与 Census 代价变化合成一个综合代价,弥补单个变换的不足。

以上各种对 Census 算法的改进方法,在侧重提高精度的同时,都很少考虑到时间复杂度也会增加,这样不利于 Census 变换算法的应用。针对这个问题,本文提出了一种改进的 Census 变换和自适应窗口的立体匹配算法,在改进匹配精度的基础上,降低时间的消耗。

## 2 传统 Census 变换算法

传统 Census 变换算法的基本原理是以一个矩形窗口在水平方向遍历图像,选择中心像素的灰度值作为参考值,将矩形窗口中各个像素的灰度值与参考值进行比较,并用 0 和 1 来表示其大小关系。Census 变

换的实质就是将图像的灰度值编码为一组二进制的序列,来表示周围邻域像素相对于中心像素的大小关系。变换的过程可表示为

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

式中: $I(p)$ 为支撑窗口内中心点  $p$  的灰度值; $I(q)$ 为中心点邻域内的点  $q$  的灰度值。经过对比关系获得的二进制比特串可表示为

$$C_{\text{cen}}(p) = \otimes \zeta[I(p), I(q)], \quad q \in N_p, \quad (2)$$

式中: $\otimes$ 为按位连接符; $N_p$ 为像素点  $p$  邻域。

对左图和右图在一定视差范围内分别按照(2)式进行 Census 变换,得到两个比特串。然后按位比较两个比特串的汉明距离,用汉明距离作为两个像素点的匹配代价  $C(p, d)$ ,即

$$C(p, d) = \text{Hamming}[C_{\text{Lcen}}(p), C_{\text{Rcen}}(p-d)], \quad d \in [d_{\min}, d_{\max}], \quad (3)$$

式中: $C_{\text{Lcen}}(p)$ 为左图的比特串; $C_{\text{Rcen}}(p-d)$ 为在视差为  $d$  时右图的比特串; $d_{\min}$ 和  $d_{\max}$ 为视差搜索的范围。

从以上分析可以看出,传统的 Census 变换有两个明显的缺点。一是在匹配计算的过程中,变换窗口大小是固定的,容易造成误匹配。因为不同匹配点需要不同的匹配约束信息量,假如匹配点在低纹理区域,就必须扩大匹配窗口来增加约束信息量。而传统的 Census 变换窗口是固定大小,如果固定窗口选择过小,则约束信息量不足,就会造成低纹理区误匹配;在强纹理区域,如果固定窗口选择过大,虽然约束信息多,但是计算的时间也会增加,Census 快速的优势也就不明显。二是传统的 Census 变换在选择参考值信息时,仅用窗口内中心点的灰度值作为变换的参考值,其结果过于依赖中心像素点的选择,很容易受到噪声的干扰,造成误匹配。

## 3 本文算法

针对上一节所描述的内容,对传统 Census 算法的不足进行改进。在代价计算时采用自适应窗口代替固定大小窗口,以提高实时性,并且用改进的三种状态 Census 变换替换传统 Census 变换,减小由于选择参考点所带来的噪声干扰。在代价聚合阶段采用引导滤波,在保证实时性的前提下提高匹配准确性。本文算法是按照匹配代价计算、代价聚合、视差计算以及视差求精四个步骤进行描述。

### 3.1 代价计算

在进行 Census 变换前,首先选取一个中心点建立初始窗口,然后根据初始窗口像素点灰度值

波动情况来确定 Census 变换窗口大小,以确保算法的实时性。波动大小的依据是像素的方差  $\sigma(p)$ ,即

$$\sigma(p) = \frac{1}{N} \sum [I(p_i) - M(p)]^2, \quad (4)$$

式中:  $N$  为初始窗口内的像素点个数;  $M(p)$  为均值;  $I(p_i)$  为邻域点的像素值。

得到初始窗口内像素方差后,计算自适应窗口大小。由于不同的匹配点需要不同的匹配信息量,若窗口选择偏小,此时信息量少,在低纹理区域容易造成误匹配;若窗口选择偏大,在强纹理区域不仅容易引入过多的噪声点,而且有效计算时间也会增加。本算法依据窗口内像素点的方差,自适应选择变换窗口的大小来解决固定窗口所存在的问题,则当方差较大时,选择较小的窗口;当方差较小时,就选择较大的窗口。根据参考文献[12]得知,传统的 Census 算法窗口大小选择  $9 \times 9$  时比较合适。通过设置三个方差阈值,选择  $9 \times 9$  附近大小的变换窗口,来达到自适应目的,以  $p$  点为中心点建立窗口的大小  $\text{Win}(p)$  为

$$\text{Win}(p) = \begin{cases} 13 \times 13, & \sigma(p) < T_1 \\ 11 \times 11, & T_1 \leq \sigma(p) < T_2 \\ 9 \times 9, & T_2 \leq \sigma(p) < T_3 \\ 7 \times 7, & \sigma(p) \geq T_3 \end{cases}, \quad (5)$$

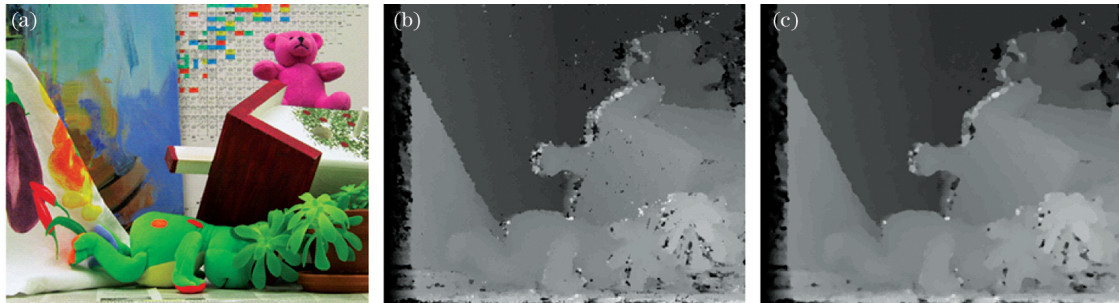


图 1 传统 Census 变换与改进 Census 变换。(a)Teddy 原图;(b)传统 Census 变换结果;(c)改进 Census 变换结果  
Fig. 1 Traditional Census transform and improved Census transform. (a) Original image of Teddy; (b) traditional Census transform result; (c) improved Census transform result

### 3.2 代价聚合

在进行 Census 变换后得到的初始单像素匹配代价,其中单像素间的匹配代价关联性低,因此需要将相邻代价进行代价聚合。一般的代价聚合都是采用固定窗口进行聚合,并且窗口内的像素对中心点像素的权重不变,则在边缘处的点匹配精度会受到很大影响,而时间复杂度为  $O(N_1W)$ ,实时性不足,其中  $W$  为代价聚合的窗口大小,  $N_1$  为图像的大小。针对这些不足,本文

式中:  $T_1, T_2, T_3$  为方差阈值。

由于传统的 Census 变换十分依赖中心点像素的灰度值,容易受到噪声的干扰,因此仅仅依靠中心点的灰度值进行 Census 变换会较大程度影响匹配精度。针对此问题,本文利用改进的 Census 变换来计算匹配代价。计算过程为:在自适应窗口的基础上,以窗口内的均值  $m$ ,加上一个噪声容限  $\alpha$ ,来替代以中心点像素为参考值。为了增强变换的鲁棒性,采用三种状态来取代传统的两种状态,具体 Census 变换规则为

$$\zeta[I(p), I(q)] = \begin{cases} 01, & I(q) > m + \alpha \\ 10, & I(q) < m - \alpha \\ 11, & \text{else} \end{cases}. \quad (6)$$

(6)式中噪声容限  $\alpha$  正比于中心点灰度值,根据参考文献[8]表示为

$$\alpha = \left\lfloor \frac{I(p)}{\beta} \right\rfloor, \quad (7)$$

式中:  $\lfloor \cdot \rfloor$  为取整运算符;  $\beta$  为常数,一般为 50。

根据上述的 Census 变换对参考图和目标图进行变换,然后利用(3)式求得汉明距离作为匹配代价。图 1 为传统 Census 变换和本文改进的 Census 变换得到的初始匹配代价图,比较图 1(b)和图 1(c)可以看出,采用改进的 Census 变换得到的匹配代价图噪声点要少。

采用的是能够保持边缘特性的引导滤波<sup>[13]</sup>,而且引导滤波的时间复杂度为  $O(N_1)$ ,计算的复杂度仅与图像大小  $N_1$  相关,与滤波窗口大小无关,能够满足实时性。

引导滤波是一种保持边缘的线性滤波器,可以用于降噪、细节平滑以及去雾等方面。进行滤波时需要一幅引导图像,当引导图为输入图像本身时,引导滤波就成为一个保持边缘的滤波操作。引导滤波局部的线性模型为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (8)$$

式中:  $q_i$  为输出图像;  $I_i$  为引导图像。对于一个确定的窗口  $\omega_k$ ,  $(a_k, b_k)$  是唯一的常量关系。这就保证了在一个局部的区域里, 当引导图像  $I_i$  有一个边缘时, 输出图像  $q_i$  也保持边缘。因此只要求解系数  $a_k$  和  $b_k$  就可以得到输出  $q_i$ 。若将图像中非边缘区域不平滑的地方视为噪声  $n_i$ , 则

$$q_i = p_i - n_i, \quad (9)$$

式中:  $p_i$  为输入图像。为求  $a_k$  和  $b_k$  要使  $n_i$  最小, 得到损失函数为

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (10)$$

引入一个正则化参数  $\epsilon$  避免  $a_k$  过大, 最终可以得到参数为

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (11)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (12)$$

式中:  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  分别为引导图  $I$  在局部窗口  $\omega_k$  的平均值和方差;  $|\omega|$  为窗口中像素个数;  $\bar{p}_k$  为输入图像在窗口中的平均值。

把上述线性模型应用到整个图像中, 然而每一个像素点都会被包含在多个窗口里, 因此对于不同的窗口, 将会得到  $|\omega|$  个  $q_i$  值, 对所有的  $q_i$  取平均值, 得到最终结果为

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (13)$$

式中:  $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} a_k$ ;  $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} b_k$ 。

图 2 为未经过代价聚合以及使用引导滤波进行代价聚合得到的视差图, 从对比结果可以看出, 经过代价聚合后不仅除去了噪声, 而且有着较好的边缘保持效果。

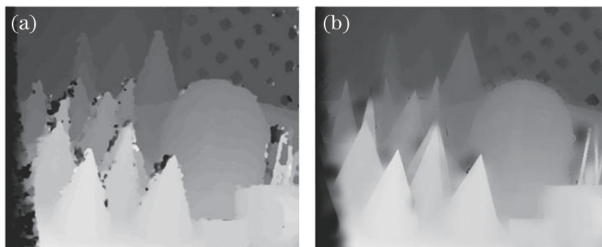


图 2 代价聚合前后对比。(a) 未进行代价聚合; (b) 经过代价聚合

Fig. 2 Comparison before and after aggregation. (a) Before aggregation; (b) after aggregation

### 3.3 视差计算

通过上一步的引导滤波对初始匹配代价进行代价聚合后, 需要对匹配代价进行视差计算。本文采用的是胜者为王 (Winner-Takes-All) 策略<sup>[14]</sup> 筛选出代价聚合最小的视差值, 计算规则为

$$d_p = \operatorname{argmin}[C(p, d)], d_{\min} \leq d \leq d_{\max}, \quad (14)$$

式中:  $d_p$  为最小匹配代价对应的视差;  $C(p, d)$  为搜索视差为  $d$  时的匹配代价。

### 3.4 视差求精

经过视差计算后得到初始的视差图, 由于双目摄像头在采集时会出现一些遮挡的点, 即某一点在左图中出现, 但是在右图中不出现, 这样在初始的视差图中会出现很多的异常点。故需要对初始视差图进行视差求精, 即异常点的剔除, 以提高视差图的精度。

在视差求精阶段首先通过左右一致性检测来确定某一点是否为异常点, 然后将异常点进行合理修正。具体的做法是根据前几个步骤分别求得左图和右图的视差图, 对于左视差图中的一个像素点  $p$  对应的初始视差值记为  $d_1$ , 那么  $p$  点在右视差图对应点应该是  $p - d_1$ , 其视差值记为  $d_2$ , 两个视差关系表示为

$$|d_1 - d_2| \leq T_h, \quad (15)$$

式中:  $T_h$  为视差阈值。当像素点  $p$  不满足 (15) 式条件时, 判断为异常点。

筛选出异常点后需要对异常点进行修正, 即对于异常点  $p$  分别水平往左和往右进行相邻点搜索, 找到第一个左边和右边的非异常点, 其视差分别记为  $d(p_l)$ 、 $d(p_r)$ , 将异常点修正为两个值中的最小值, 即

$$d(p) = \min[d(p_l), d(p_r)]. \quad (16)$$

本文所提出的改进算法步骤如下:

- 1) 在代价计算前首先根据局部方差来选择匹配窗口大小  $\operatorname{Win}(p)$ , 然后采用三种状态的 Census 变换规则取代传统的 Census 变换规则, 并计算初始匹配代价;
- 2) 使用引导滤波器  $q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i$  对初始匹配代价进行代价聚合;
- 3) 使用胜者为王策略来计算视差值, 得到初始的视差图;
- 4) 在初始的视差图基础上, 利用左右一致性检测原则, 剔除异常点, 得到最终的立体匹配视差图。

## 4 实验分析

仿真实验软件环境为 VS2015 与 OpenCV 3.2;

硬件配置 CPU 为 Intel Core i5 处理器,主频为 1.6 GHz,内存为 4 GB,以及一个型号为 HBV-1780-2 的 CMOS 双目摄像头,分辨率为 640 pixel×240 pixel,支持手动调焦。为了测试本文算法的有效性,利用 Middlebury 公开测试平台提供的四对标准测试图像 Venus、Teddy、Cones 和 Tsukba 进行测试。通过计算标准数据集中所有区域和非遮挡区域的误匹配率,来对比算法性能。误匹配率的计算公式为

$$P = \frac{1}{N} \sum [ |d_s - d_T| > \delta_a ], \quad (17)$$

式中: $d_s$  为算法生成的视差图中的像素视差值; $d_T$  为真实视差图中像素视差值; $N$  代表图像中所有的像素个数; $\delta_a$  为误差阈值,此处设为 1,表示当算法匹配结果中的像素视差值与真实视差相差 1 以上,则认为该像素点为误匹配点。

本文的自适应窗口大小的方差阈值参数如表 1 所示。

表 1 自适应方差阈值参数

Parameter	$T_1$	$T_2$	$T_3$
Value	500	1000	5000

#### 4.1 与传统算法比较

图 3 是匹配实验结果,图 3(a)~(d)依次是原始左图、真实视差图、传统 Census 变换结果以及本文算法结果。传统 Census 算法采用 11×11 固定的匹配窗口。从图 3(c)中可以清楚看出,传统的 Census 变换算法结果带有大量的黑白噪声点,无论是在重复纹理区域还是在强纹理区域都有明显的噪声点,而且在边界处匹配不正确,出现波动导致不平滑。从图 3(d)本文算法结果可以看出,黑白噪声点明显减小,而且在边界处保持平滑,匹配精度提高。

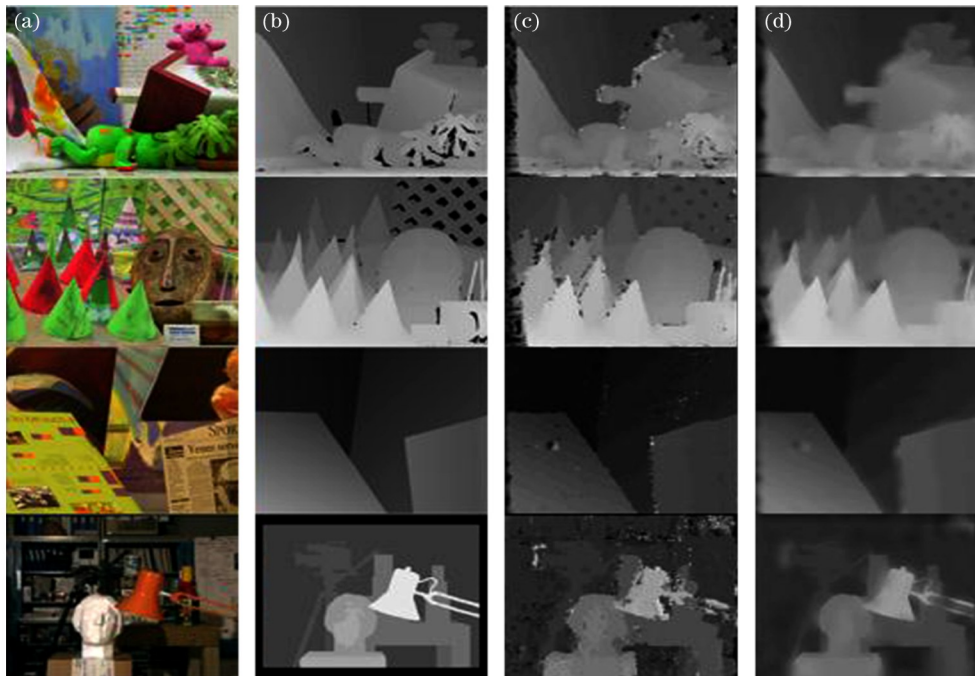


图 3 实验结果。(a)原始左图;(b)真实视差图;(c)传统 Census 变换结果;(d)本文算法结果

Fig. 3 Experimental results. (a) Original left images; (b) true disparity images; (c) traditional Census transform results; (d) proposed algorithm results

本文通过自适应窗口大小以及使用低时间复杂度的引导滤波作为代价聚合,来提高实时性,表 2 为本文算法与传统算法运行时间对比图。Venus 样本数据花费时间减少 30.70%,Teddy 样本数据花费时间减少 31.20%,Cones 样本数据花费时间减少 45.30%,Tsukba 样本数据花费时间减少 39.19%,总体的花费时间平均降低了 36.60%。从实验结果分析得知,算法的实时性有所提高。

表 2 本文算法与传统算法耗时对比

Table 2 Time-consuming comparison of proposed algorithm and traditional algorithm

Sample	Proposed algorithm /s	Traditional algorithm /s	Reduction /%
Venus	3.42	4.47	30.70
Teddy	3.91	5.13	31.20
Cones	2.87	4.17	45.30
Tsukba	3.24	4.51	39.19

### 4.2 算法性能比较

为了说明本文算法在匹配精度方面的性能,选择几种立体匹配算法进行对比,例如:Ada\_SGM<sup>[15]</sup>、RINCensus<sup>[16]</sup>、ADCensus、NPCT<sup>[17]</sup>、SemiGlob<sup>[18]</sup>,然后计算非遮挡区域(Nocc)的误匹配率以及整体区域(All)的误匹配率,并对平均误匹配率进行比

较。表 3 为不同算法的误匹配率对比结果。从表中可以看出,本文算法平均误匹配率大于 SemiGlob,以及由两种代价融合的算法 ADCensus。但是平均误匹配率小于同类型的局部匹配算法 NPCT 等,说明在算法性能上有一定的提高,特别是非遮挡区域的匹配精度。

表 3 不同算法的误匹配率

Table 3 Error matching rate of different algorithms

unit: %

Algorithm	Venus		Teddy		Cones		Tsukba		Average
	Nocc	All	Nocc	All	Nocc	All	Nocc	All	
Ada_SGM	4.09	4.23	15.68	19.88	14.13	18.31	10.30	10.54	12.14
RINCensus	1.11	1.76	9.76	17.30	8.09	16.20	4.78	6.00	8.13
ADCensus	0.09	0.25	4.01	0.25	2.42	7.25	1.07	1.48	2.10
NPCT	0.84	0.95	6.35	11.72	5.87	10.33	4.54	5.98	5.82
SemiGlob	1.00	1.57	6.02	12.20	3.06	9.75	3.26	3.96	5.10
Proposed	1.09	2.31	6.77	13.01	3.06	8.38	4.35	5.13	5.51

### 4.3 实用性验证

为了进一步说明算法的正确性与实用性,对真实场景下的物体利用本文算法进行匹配,并计算真实的物体到双目摄像头的距离。图 4 为真实场景下的实验结果,图 4(a)~(d)依次是左目摄像头拍摄

的图像、右目摄像头拍摄的图像以及匹配得到的视差图。在视差图中,水杯左边界视差图中出现偏差,原因是实际左图水杯左边界相对于实际右图水杯左边界视为遮挡区域,此时匹配信息不足,出现匹配误差。



图 4 真实场景结果图。(a)实际左图;(b)实际右图;(c)视差图

Fig. 4 Real scene results. (a) Actual left image; (b) actual right image; (c) disparity map

本次实验计算的是图中水杯到双目摄像头的距离,选取的测量位置是水杯上绳扣。将摄像头距离水杯 500~1000 mm 之间逐步拍摄并计算距离,来验证匹配的正确性。表 4 给出了实际距离与测量距离之间的误差。从表中可以分析得知,误差随着测量距离的增加而增大,即匹配误差随之增大,原因是

当距离变远时,水杯的像素信息量减少,匹配精度也就降低。但是当实际距离在 1000 mm 时,误差也只有 3.77%,所以在短距离范围内测量,本文的匹配算法还是有一定的实用性。

表 4 实际距离与测量距离

Table 4 Actual distance and measuring distance

Actual distance/mm	Measuring distance/mm	Error/%
500	506.05	1.21
600	610.80	1.80
700	714.76	2.10
800	821.84	2.73
900	929.79	3.31
1000	1037.70	3.77

## 5 结 论

本文提出了一种基于改进的 Census 变换和自适应匹配窗口大小的立体匹配算法,使用三种状态的 Census 变换方法取代传统的两种状态的变换方法,降低算法在弱纹理区域误匹配率,减少由于选择参考点所带来的噪声干扰。在进行 Census 变换前,利用初始窗口的信息来自适应选择匹配窗口大小,使用低时间复杂度的引导滤波作为代价聚合的方法,来提高算法的实时性,并且提高在边界处的匹配

准确率。在最后的视差求精过程中,利用左右一致性原则来优化视差图。通过对比实验得知,本文算法相较于传统算法不仅在匹配正确率上有明显的提升,而且在算法的实时性上也优于传统的算法,时间缩短 36.60%。最后通过实用性实验得知,在实际场景的匹配测量中,距离为 1000 mm 时测量精度误差为 3.77%,短距离内的测量精度误差较小,有一定的实用性。

### 参 考 文 献

- [1] Gong W, Qin L, Ren G F, et al. Binocular stereo matching algorithm based on multidimensional feature fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161501.  
龚伟, 秦岭, 任高峰, 等. 基于多维特征融合的双目立体匹配算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161501.
- [2] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [3] Veksler O. Stereo correspondence by dynamic programming on a tree [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 384-390.
- [4] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D R. Efficient belief propagation for early vision[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(1): 41-54.
- [5] Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts [C] // Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision ICCV 2001, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2001: 508-515.
- [6] Hirschmuller H, Scharstein D. Evaluation of stereo matching costs on images with radiometric differences [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(9): 1582-1599.
- [7] Lim J, Kim Y, Lee S. A census transform-based robust stereo matching under radiometric changes [C] // 2016 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), December 13-16, 2016, Jeju, Korea (South). New York: IEEE Press, 2016: 1-4.
- [8] 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.
- [9] Jia K B, Du Y B. Stereo matching algorithm based on neighborhood information constraint and adaptive window [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2020, 46(5): 466-475.  
贾克斌, 杜奕伯. 基于邻域信息约束与自适应窗口的立体匹配算法 [J]. *北京工业大学学报*, 2020, 46(5): 466-475.
- [10] Fan H R, Yang F, Pan X R, et al. Stereo matching algorithm for improved census transform and gradient fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0215006.  
范海瑞, 杨帆, 潘旭冉, 等. 一种改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0215006.
- [11] Mei X, Sun X, Zhou M C, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 467-474.
- [12] Zhou Z, Shen J X, Han P, et al. Stereo matching algorithm based on Census transformation and guided filter [J]. *Journal of Applied Optics*, 2020, 41(1): 79-85.  
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] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] Chang X F, Zhou Z, Wang L, et al. Real-time accurate stereo matching using modified two-pass aggregation and winner-take-all guided dynamic programming [C] // 2011 International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, May 16-19, 2011, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2011: 73-79.
- [15] 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.
- [16] Ma L, Li J J, Ma J. Modified Census transform with related information of neighborhood for stereo matching algorithm [J]. *Computer Engineering and*

- Applications, 2014, 50(24): 16-20, 46.
- 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): 16-20, 46.
- [17] Liang H B, Zou J L. Improved stereo matching algorithm based on nonparametric census transform [J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2019, 57(5): 1163-1168.
- 梁海波, 邹佳玲. 改进的非参数 Census 变换立体匹配算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2019, 57(5): 1163-1168.
- [18] Hirschmuller H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 807-814.