



## 基于自适应权重的改进 Census 立体匹配算法

黄彬,胡立坤,张宇

(广西大学 电气工程学院, 南宁 530004)

**摘要:** 针对传统 Census 算法对噪声敏感且在弱纹理区域匹配精度低的不足, 提出一种基于自适应权重的改进算法。在代价计算阶段, 通过空间相似度加权计算得到参考像素值, 设定阈值限定参考值与中心点像素的差异, 使算法能够判断中心点是否发生突变并自适应选择中心参考像素值。在代价聚合阶段, 引入多尺度聚合策略, 将引导滤波作为代价聚合核函数, 加入正则化约束保持代价聚合时尺度间的一致性。在视差计算阶段, 通过胜者通吃法得到初始视差图。在视差优化阶段, 对初始视差图做误匹配点检测及左右一致性检测, 并对遮挡区域进行像素填充得到最终的视差图。基于 Middlebury 标准图的实验结果表明, 该算法平均误匹配率为 5.81%, 对比于传统 Census 算法抗干扰性提升显著, 并在平均误匹配率表现上达到主流经典算法的性能水准。

**关键词:** 机器视觉; 立体匹配; Census 变换; 自适应权重; 多尺度聚合

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 黄彬, 胡立坤, 张宇. 基于自适应权重的改进 Census 立体匹配算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(5): 189-196.

英文引用格式: HUANG Bin, HU Likun, ZHANG Yu. Improved Census stereo matching algorithm based on adaptive weight[J]. Computer Engineering, 2021, 47(5): 189-196.

## Improved Census Stereo Matching Algorithm Based on Adaptive Weight

HUANG Bin, HU Likun, ZHANG Yu

(School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

**[Abstract]** In view of the noise sensitivity and low matching accuracy of traditional Census algorithms in weak texture region, this paper proposes an improved algorithm based on adaptive weight. At the stage of cost calculation, the reference pixel value is obtained by using the weighted calculation of spatial similarity, and the threshold is set to limit the difference between the reference value and the central point pixel, so that the proposed algorithm can judge whether the central point is mutated or not and select the central reference pixel value adaptively. At the stage of cost aggregation, a multi-scale aggregation strategy is introduced, guided filtering is adopted as the cost aggregation kernel function, and regularization constraints are added to maintain the consistency between scales during cost aggregation. At the stage of disparity calculation, the initial disparity map is obtained by using the Winner-Takes-All (WTA) method. During disparity optimization, mismatching point detection and left-right consistency detection are carried out for the initial disparity map, and pixel filling is carried out for the occluded area to obtain the final disparity map. The experimental results tested based on Middlebury benchmark demonstrate that the average mismatching rate of the proposed algorithm is 5.81%, which reaches the performance standard of mainstream classical algorithms. The algorithm brings the performance level with the traditional Census algorithm while significantly improving the anti-noise performance.

**[Key words]** machine vision; stereo matching; Census transform; adaptive weight; multi-scale aggregation

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0057262

### 0 概述

对图像中物体场景深度信息的获取是机器视觉领域中的热点问题, 而能否高效快速地获取精确度高的深度信息, 与所使用的立体匹配算法关系密切<sup>[1]</sup>。立体匹配算法通过寻找双目或多目图像对中的对应点并计算其间的二维视差, 计算得到所获取目标点的三维深度信息。

文献[2]对立体匹配算法进行归纳总结, 将立体匹配过程分为匹配代价计算、代价聚合、视差计算和

基金项目: 国家自然科学基金(61863002)。

作者简介: 黄彬(1994—), 男, 硕士研究生, 主研方向为图像处理、立体匹配算法; 胡立坤, 教授、博士; 张宇, 硕士研究生。

收稿日期: 2020-01-17 修回日期: 2020-02-20 E-mail: 285126953@qq.com

视差优化4个步骤。目前常用的立体匹配算法可分为全局算法和局部算法两类。全局算法采用全局优化理论计算视差,并通过全局能量函数得到最优视差值。典型的全局算法有动态规划算法<sup>[3]</sup>、置信度传播算法<sup>[4]</sup>和图割法<sup>[5]</sup>等。全局匹配算法虽然匹配精度高,但时间复杂度也较高。局部算法通过构建局部支持窗口,对窗口内像素做视差计算并进行代价聚合,求出视差最优值。典型的局部匹配算法有绝对误差和(Sum of Absolute Difference, SAD)算法、误差平方和算法和归一化互相关算法等。局部立体匹配算法具有算法复杂度和硬件要求低、实时性高且易于实现的优点,适合于工业和工程应用。

局部立体匹配算法通过测量图像像素的灰度来检测像素间的相似度,当图像受到外部光照变化影响出现辐射度失真时,会严重影响图像匹配的配准精度,大幅增加图像误匹配率。为提高SAD算法的匹配效率,文献[6]将边缘信息融入传统SAD算法,改善了算法在边缘保持方面的性能。文献[7]将RANK非参数变换引入匹配代价计算,提出Census匹配算法,以图像像素灰度值的相互关系代替图像像素的灰度值。该算法显著提高了对光照和噪声的抗干扰能力并且具有复杂度低的优点。文献[8]提出将SAD算法与Census算法相结合的AD-Census算法。该算法同时利用了SAD算法和Census算法的优点,匹配准确度较高。

文献[9]指出传统Census匹配算法过度依赖中心像素,当中心像素受到干扰时会极大地影响匹配的准确性。针对这一不足,需要对匹配代价的计算过程进行优化,并对计算出的初始匹配代价进行代价聚合。传统的代价聚合方法采用盒子滤波和高斯滤波等方法,此类滤波器实现难度低,但对于图像边缘保持效果很差。文献[10]使用双边滤波进行代价聚合,虽然有效地保持了图像边沿,但同时也提高了时间复杂度。文献[11]将引导滤波引入到代价聚合环节,在保留图像边缘特性的同时保证了较高的时间效率。文献[12]提出基于树形结构的代价聚合方法,但仍未解决时间复杂度高的问题。文献[13]构建一种跨尺度代价聚合框架,考虑并利用不同分辨率下的图像信息,极大地改善了匹配效果。以上聚合方法都将初始匹配代价代入到代价聚合阶段,如果初始匹配代价受噪声影响较大,则会对聚合代价的结果产生较大影响。因此,必须提升初始匹配代价计算算法的稳定性。

本文针对传统Census算法<sup>[7]</sup>存在的不足,提出一种基于自适应权值与多尺度融合的改进Census立体匹配算法,以增强算法的抗干扰性,改善对低纹理区域的匹配效果,提高匹配准确率。

## 1 改进的Census立体匹配算法

本文算法包含匹配代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化4个步骤。在代价计算阶段,参考格塔式原理引入自适应权重与阈值判断,增强算法对于干扰的鲁棒性。在代价聚合阶段,采用引导滤波并引入多尺度空间对各尺度空间下的图像计算匹配聚合代价,同时采用正则化变换加强尺度间信息一致性,从而提高算法的稳定性,改善其在弱纹理区域的表现。最后通过视差计算和视差优化得到最终的视差图。

### 1.1 代价计算

传统Census匹配算法的基本原理是通过构建一个矩形支持窗口遍历待匹配图像,通常选取支持窗口中心像素作为参考像素,将支持窗口内其他邻域像素与参考像素进行灰度值对比,采用0或1表示两个像素灰度值的大小关系。该算法通过将图像灰度值转换为由0和1组成的二进制比特串来表示邻域像素和中心参考像素的相对大小关系,如图1所示。

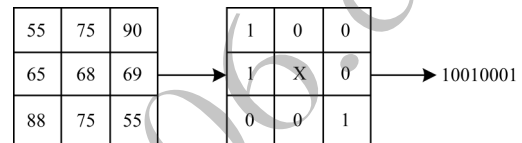


图1 Census变换示意图

Fig.1 Schematic diagram of Census transform

Census变换过程可表示如下:

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

其中,  $I(p)$ 、 $I(q)$ 为支持窗口内 $p$ 、 $q$ 的灰度值。通过上述转换关系,由支持窗口中的所有邻域像素生成的二进制比特串可表示为:

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

其中,  $N_p$ 表示像素点 $p$ 的邻域,  $\bigotimes$ 为按位连接,由此形成支持窗口内的二进制比特串。在得到比特串后,通过求参考图和待匹配图中支持窗口的汉明距离,即两个比特串中间不相同的位数个数来比较像素点的相似程度,计算公式如下:

$$C_{\text{census}}(p, d) = \text{Hamming}[c_{\text{cen}}(p), c_{\text{cen}}(p_d)] \quad (3)$$

$d \in [d_{\min}, d_{\max}]$

其中,  $C_{\text{census}}(p, d)$ 表示点 $p$ 与距离点 $p$ 视差为 $d$ 的汉明距离,  $c_{\text{cen}}(p)$ 为图1左图点 $p$ 的Census变换码,  $c_{\text{cen}}(p_d)$ 表示图1右图对应左图点 $p$ 的视差为 $d$ 的像素点的Census变换码,  $d_{\min}$ 和 $d_{\max}$ 为视差检索的阈值范围。

与SAD算法相比, Census算法在弱纹理区域具有更高的准确性,在边缘保持上表现更好。如图2

所示,以 Middlebury 数据集的 Teddy 图像对为例, SAD 算法容易在大面积的弱纹理区域形成误匹配,而 Census 算法则能基本保持弱纹理区域的匹配特征,并且在细节保持上优于 SAD 算法。

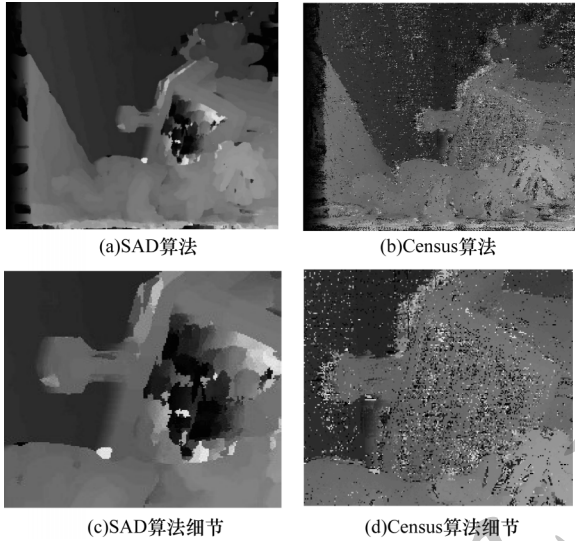


图 2 SAD 算法与 Census 算法的弱纹理区域匹配效果

Fig.2 Matching effects of SAD algorithm and Census algorithm in weak texture area

由于传统 Census 算法过度依赖于中心像素的灰度值,因此当中心像素灰度值受到噪声干扰时,图像的匹配效果会受到严重影响。文献[14-15]提出采用匹配窗口的像素均值作为参考像素的灰度值,一定程度上提高了中心像素的抗干扰性,但对邻域像素信息的利用依然有限。针对以上问题,本文提出一种改进的 Census 匹配算法来计算初始匹配代价,具体计算过程为:参考文献[8]中使用的格式塔接近原理理论,通过支持窗口遍历图像中每个像素,以支持窗口内邻域像素的加权像素和构成改进 Census 算法中心像素的参考值,权重由距离相似度决定,在考虑距离相似度时,采取正态分布作为距离相似度的分配策略,如图 3 所示,距离窗口中心越远则权值分配越小,从而能够更好地利用邻域像素的特征对中心像素点进行约束。

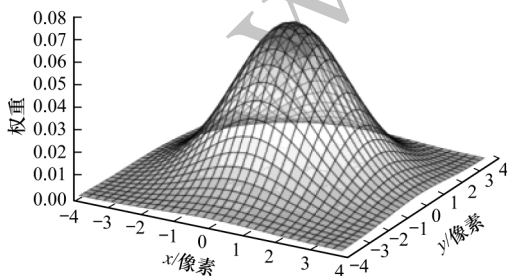


图 3 距离相似度权重分布

Fig.3 Weight distribution of distance similarity

本文算法的具体计算过程如下:

$$I_{weight} = \sum_{q \in N_p} W_{pq} I_q \quad (4)$$

$$W_{pq} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\Delta x^2 + \Delta y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中,  $I_{weight}$  表示通过空间相似度权重计算得出的参考像素值,  $N_p$  表示以  $p$  为中心的支持窗口,  $W_{pq}$  表示以  $p$  点为中心对  $q$  点分配的权值,  $I_q$  表示  $q$  点的灰度值,  $\Delta x$  和  $\Delta y$  分别表示  $p$ 、 $q$  两点水平方向和垂直方向的相对距离,  $\sigma^2$  为方差,表示空间相似度对权重影响的控制系数,一般取  $\sigma = 1.5$ 。

同时设定一个阈值,将求出的参考像素值与原中心像素值进行比较,确定最终的中心点像素值。阈值应设定较小,这样可避免当中心像素突变时因阈值设定过大而判定中心像素没有突变,影响匹配效果。计算出加权像素和值后,需要与原中心像素进行对比,中心像素判断公式如下:

$$I_{ref} = \begin{cases} I(x, y), & |I(x, y) - I_{weight}| \leq T_{ref} \\ I_{weight}, & |I(x, y) - I_{weight}| > T_{ref} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $I(x, y)$  为滑动窗口中心像素,  $I_{weight}$  为通过距离相似度计算得出的中心像素值,  $T_{ref}$  为判断阈值,通过对多幅图像相邻点的分析及在不同阈值下算法的匹配表现得出阈值  $T_{ref}$  的合适区间为  $[15, 25]$ ,本文选择阈值为 18。

对本文改进算法与 Census 算法计算得到 Cones 视差图进行比较,如图 4 所示。可以看出, Census 算法因为易受到干扰,所以在匹配时容易出现很多噪点,严重地影响了匹配的效果。而本文改进算法加入了邻域像素的补充约束信息,并且增加了阈值判断中心像素是否突变,大幅降低了由于中心参考像素而被干扰的可能性,初始视差图中的噪点明显减少。

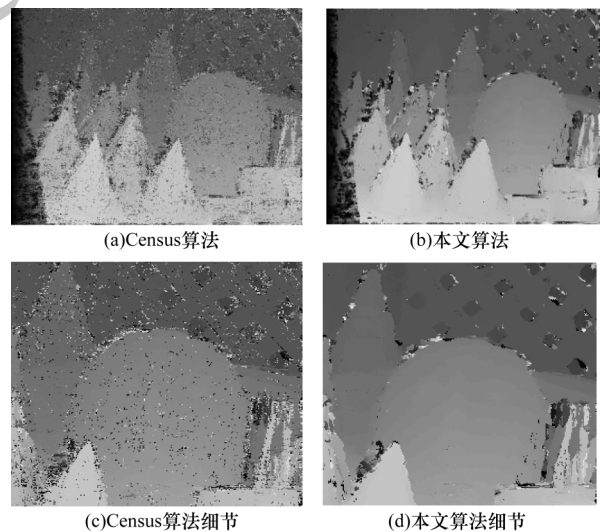


图 4 Census 算法与本文算法的视差图

Fig.4 Disparity maps of Census algorithm and the proposed algorithm

## 1.2 代价聚合

计算得到初始匹配代价后,需要将邻域像素的匹配代价信息进行聚合,增加像素间匹配代价的关联性,弥补仅利用单像素视差时因包含信息过低导致区分度不足的缺陷,提高匹配准确率。然而传统方法中的代价聚合都是在单一尺度下进行计算,往往不能提取出图片的深层信息,使得匹配效果在纹理较少或无纹理的区域表现较差。为提高算法的匹配精度,本文改进算法在代价聚合阶段模拟人眼由远及近观察物体的方式融入空间尺度理论中的高斯金字塔结构,通过连续亚采样得到高斯金字塔,在每层尺度空间中分别计算匹配聚合代价,并加入正则变换加强尺度间联系性,最后将多尺度空间下的代价聚合值进行综合得到最终匹配代价。

对图像进行高斯下采样,可以得到多尺度空间下的图像,各尺度空间下图像的代价聚合公式为:

$$\hat{V} = \arg \min_{\left\{z^{(s)}\right\}_{s=0}^S} \left( \frac{1}{Z^{(s)}} \sum_{i^s, j^s \in N_s} K(i^s, j^s) \|z^{(s)} - C^{(s)}(j^s, l^s)\|^2 + \lambda \sum_{s=1}^S \|z^{(s)} - z^{(s-1)}\|^2 \right) \quad (7)$$

其中,  $\hat{V}$  为个尺度下的代价聚合,  $Z^{(s)} = \sum_{j^s \in N_s} K(i^s, j^s)$

为归一化常数,  $i^{(s)}$  和  $j^{(s)}$  表示在  $S$  尺度下的两个像素点,  $C^{(s)}(j^{(s)}, l^{(s)})$  表示在  $S$  尺度下的代价,  $l$  表示视差等级,  $N_s$  表示在尺度  $S$  上的像素点  $i$  的邻域,  $K(i^{(s)}, j^{(s)})$  表示衡量  $i^{(s)}$  和  $j^{(s)}$  的相似核,  $\lambda$  为控制正则化强度的参数。在每一层尺度空间下采用引导滤波进行代价聚合,假设引导图像  $I$  和滤波器输出  $q$  之间存在一个局部的线性对应关系。此处定义  $q$  是  $I$  在中心像素为  $k$  的窗口  $w_k$  的线性变换,即:

$$q^i = a_k I_i + b_k, \forall i \in w_k \quad (8)$$

其中,  $a_k$ 、 $b_k$  为窗口内的线性函数的系数。因为  $\nabla q = a \nabla I$ , 所以这个线性关系能够帮助输出图像  $q$  的边缘与引导图像  $I$  的边缘保持一致。引导图滤波核函数为:

$$W_{ij} = \frac{1}{|w|^2} \sum_{k:(i,j) \in w_k} \left( 1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \right) \quad (9)$$

其中,  $i, j$  为输入图像  $I$  的像素索引,  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  分别为  $I$  在  $w_k$  内的均值和方差,  $w$  为窗口内像素个数,  $\varepsilon$  为控制参数,用于控制滤波效果的强弱,取值范围为  $(0, 0.01]$ 。当  $\varepsilon = 0$  时,滤波器将不起任何作用,图像按原图输出;  $\varepsilon$  越大,对图像平滑效果越明显;  $\varepsilon$  越小,边缘保持效果更好<sup>[11]</sup>。将引导滤波核函数赋予于每个尺度下的代价聚合过程中。

## 1.3 视差计算

在完成多尺度空间下代价聚合后,通过赢家通

吃 (Winner-Take-All, WTA) 法筛选出聚合代价最小的视差值,具体计算过程如下:

$$d_p = \operatorname{argmin}_{d \in S_d} [C(p, d)] \quad (10)$$

其中,  $S_d = \{d_{\min}, d_{\min} + 1, \dots, d_{\max}\}$  为可能的所有视差值,  $C(p, d)$  为视差值为  $d$  时的匹配代价值。

## 1.4 视差优化

得到初始视差图后,双目摄像中必然互相存在视觉盲区,因此,需要对初始视差图中在遮挡区域和深度不连续区域出现的一些误匹配点进行筛选剔除,故需要进行视差优化,即采用误匹配点检测、视差填充和加权重值滤波的方法来建立更完整的视差图。

1) 采用左右一致性检测的方法来检测误匹配视差点,通过比较左图和右图匹配对视差点的视差值检测出异常点,计算过程如下:

$$|d_1(p) - d_r\{p - [d_1(p), 0]\}| > \delta_0 = 1 \quad (11)$$

其中,  $d_1(p)$  为左匹配图中点  $p$  的视差值,  $d_r\{p - [d_1(p), 0]\}$  为右匹配图中与点  $p$  对应的视差值,  $\delta_0$  为判定阈值,如果左右对应点视差大于 1 则为异常点。

2) 对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。

3) 采用  $3 \times 3$  的滑动窗口对视差图进行加权中值滤波平滑处理,得到最终的视差图。

## 2 实验与结果分析

在 VS2013 软件平台上利用 C++ 实现本文算法,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 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  $n_{scale}$  分别为 16、8、4、4。实验环境为 Windows 10 x64 系统, Intel Core i5-3230M, 主频为 2.60 GHz。

由于到代价计算窗口会影响匹配的精确度,过大的窗口会包含更多的非必要像素点,过小的窗口会使得代价计算时对邻域像素考虑不足,因此本文在进行多次试验的基础上,考虑时间因素以及平均正确率,采用  $9 \times 9$  窗口作为代价计算窗口。实验中算法参数设置为:  $W=9$ ,  $T_{ref}=18$ ,  $S=4$ ,  $\lambda=0.3$ ,  $\varepsilon=1 \times 10^{-3}$ 。

通过计算 Middlebury 标准数据集中所有区域和非遮挡区域的误匹配率来评估算法性能。误匹配率的计算公式如下:

$$P = \frac{1}{N} \sum [ |d - d_T| > \delta_d ] \quad (12)$$

其中,  $d$  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,  $\delta_d$  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值相差为 1 个像素以上,即认为该像素点为误匹配点。

### 2.1 匹配代价验证

#### 2.1.1 计算代价验证

匹配代价验证阶段的实验结果如图 5 所示,从左到右依次为 Middlebury 平台的 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 图像,从上到下依次为原始图像、真实

视差图、SAD 算法、Census 算法和本文改进算法的视差图。可以看出:SAD 算法能够基本还原图像的大致轮廓,但对于弱纹理区域容易出现大面积误匹配;传统 Census 算法能够基本保持图像的弱纹理区域,但中心像素易受干扰,鲁棒性低;本文改进 Census 算法则在弱纹理区域表现良好的同时,具有良好的抗干扰性。

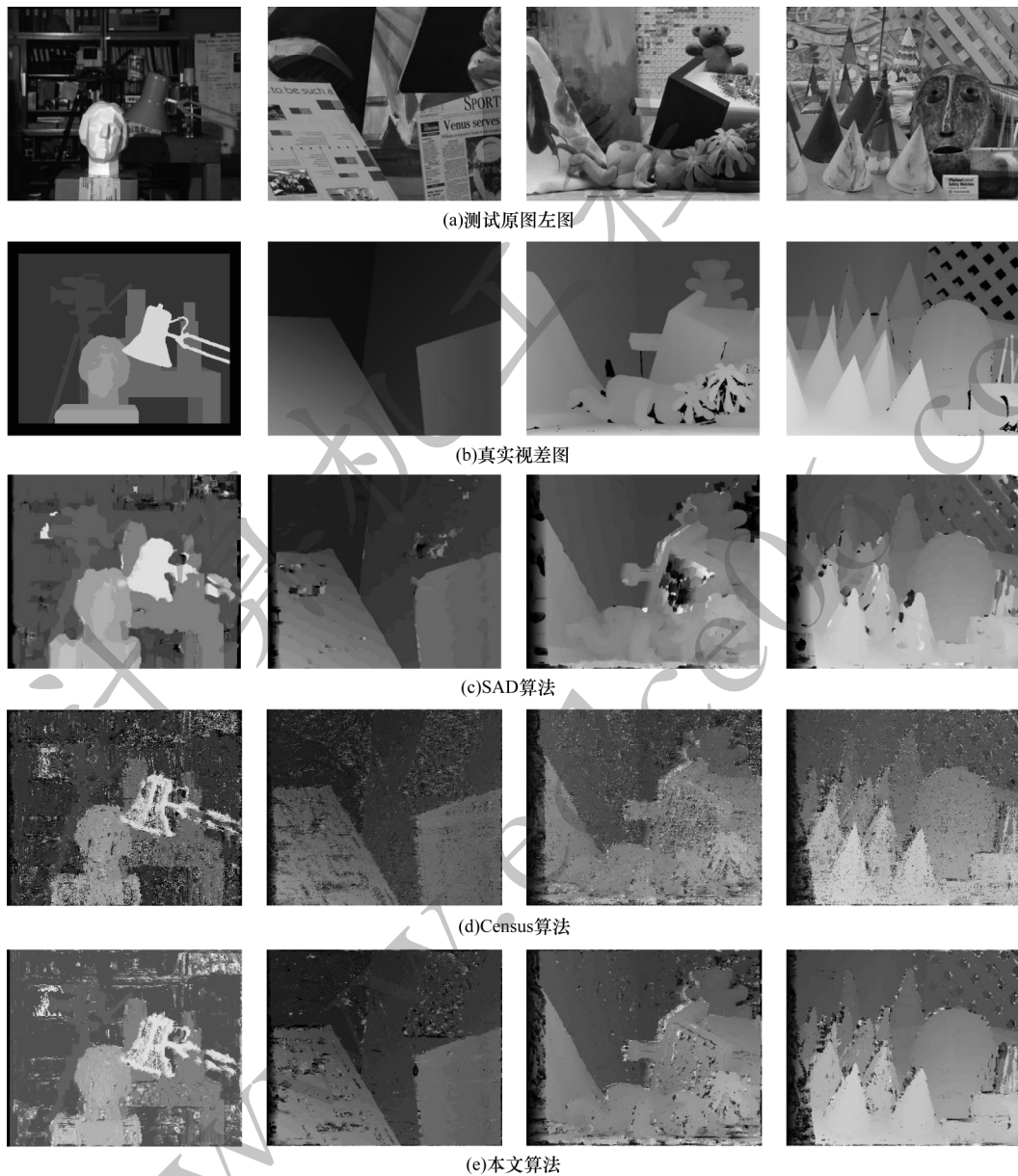


图 5 不同算法的匹配结果

Fig.5 Matching results of different algorithms

不同算法的误匹配率对比如表 1 所示。可以看出:相较于传统 Census 算法,本文改进 Census 算法由于消除了大量噪点,具有更强的鲁棒性,并且大幅提高了准确率;相较于传统 SAD 算法,其在弱纹理及边缘区域具有更好的表现,并且平均准确率也有所提升。

表 1 不同算法的平均误匹配率

Table 1 Averege error match rates of different algorithms %

算法	平均误匹配率
SAD 算法	18.55
Census 算法	22.60
本文算法	15.96

不同算法的匹配时间对比如图6所示。可以看出,本文改进算法在时间花费上与SAD算法相当,较传统Census算法略有增加,这是因为加入了自适应权重计算与阈值判断步骤,但是在匹配准确率和抗干扰性上,本文改进算法的性能显著提升。

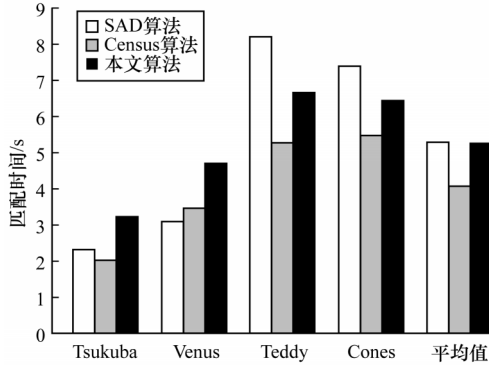


图6 不同算法的匹配时间

Fig.6 Matching times of different algorithms

2.1.2 抗干扰性验证

为对算法进行抗噪声干扰性验证,对Middlebury标准图加入5%的椒盐噪声,并使用SAD算法、Census算法和本文改进算法进行图像配准。图7为Cones图像对的匹配效果对比图,详细数据对比见表2。可以看出:在加入椒盐噪声后,Cones原图出现覆盖全图的黑白相间的噪点;Census算法严重受到噪声干扰,导致匹配效果下降;SAD算法表现出一定的抗干扰性,但仍然表现出匹配精度差的缺点;本文改进算法在保持匹配精度的情况下,表现出较强的抗干扰性,与未受干扰时精度相差不大。

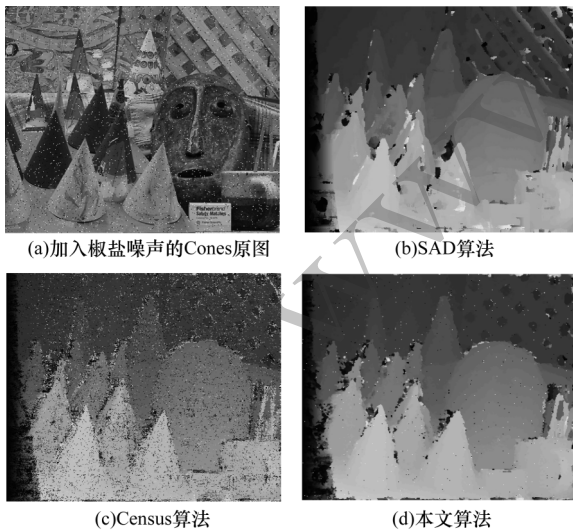


图7 5%椒盐噪声下不同算法的匹配结果

Fig.7 Matching effects of different algorithms under 5% pepper and salt noise

表2 5%椒盐噪声下不同算法的误匹配率

**Table 2 Error match rates of different algorithms under 5% pepper and salt noise**

算法	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	平均值
SAD算法	14.00	11.03	27.95	24.83	19.45
Census算法	20.63	29.22	38.97	31.58	30.10
本文算法	13.59	10.87	24.24	21.42	17.53

为验证在受到光照干扰时算法的匹配效果,对Middlebury标准图进行光照补偿后进行匹配实验,其中Tsukuba匹配效果如图8所示。可以看出,在受到光照干扰时,SAD算法已经完全失去了匹配的准确度,传统Census算法能基本还原场景深度信息,但准确率明显下降,而本文改进Census算法则表现出较强的抗干扰性,与未受光照干扰时匹配准确率差异微小。表3为不同算法在光照干扰条件下对Middlebury中4对测试图的平均误匹配率对比。



图8 光照干扰条件下不同算法的匹配结果

Fig.8 Matching results of different algorithms under illumination interference condition

表3 光照干扰条件下不同算法的平均误匹配率

**Table 3 Average error match rates of different algorithms under illumination interference condition**

算法	平均误匹配率
SAD算法	54.09
Census算法	29.40
本文算法	17.80

## 2.2 总体算法性能对比

为验证本文算法性能,选取LCDM-AdaptWgt<sup>[16]</sup>、RINCensus<sup>[17]</sup>、GC-occ<sup>[5]</sup>和RTCensus<sup>[18]</sup>算法与本文算法进行比较。

图9为算法所生成的视差图比较,对比图9(a)、图9(c)、图9(d)与图9(e)中的第2幅图可以看出,在弱纹理区域,其他算法皆存在明显的成块误匹配区域,而本文算法则基本没有出现明显的误匹配,这说明本文提出的改进Census匹配算法高效整合了邻域像素的信息,在弱纹理区域具有更好的匹配性能,并且因为采用多尺度融合策略,使其在匹配过程中能

够最大程度地利用弱纹理和其他细节信息,提高匹配的准确率。对比图9(a)、图9(b)、图9(c)与图9(e)中的第4幅图可以看出,本文算法在边缘保持方面明显优于其他算法,这说明改进后算法由于利用了邻域像素信息且采用了引导滤波进行聚合具有更好的边缘保持性能。各算法的误匹配率对比如表4所示,其中,No-occluded表示在图像中非遮挡区域的误匹配,All表示在所有区域中的误匹配率。可以看出,本文算法在非遮挡区域和所有区域的平均误匹配率均低于其他4种经典算法,表现出更优异的性能。

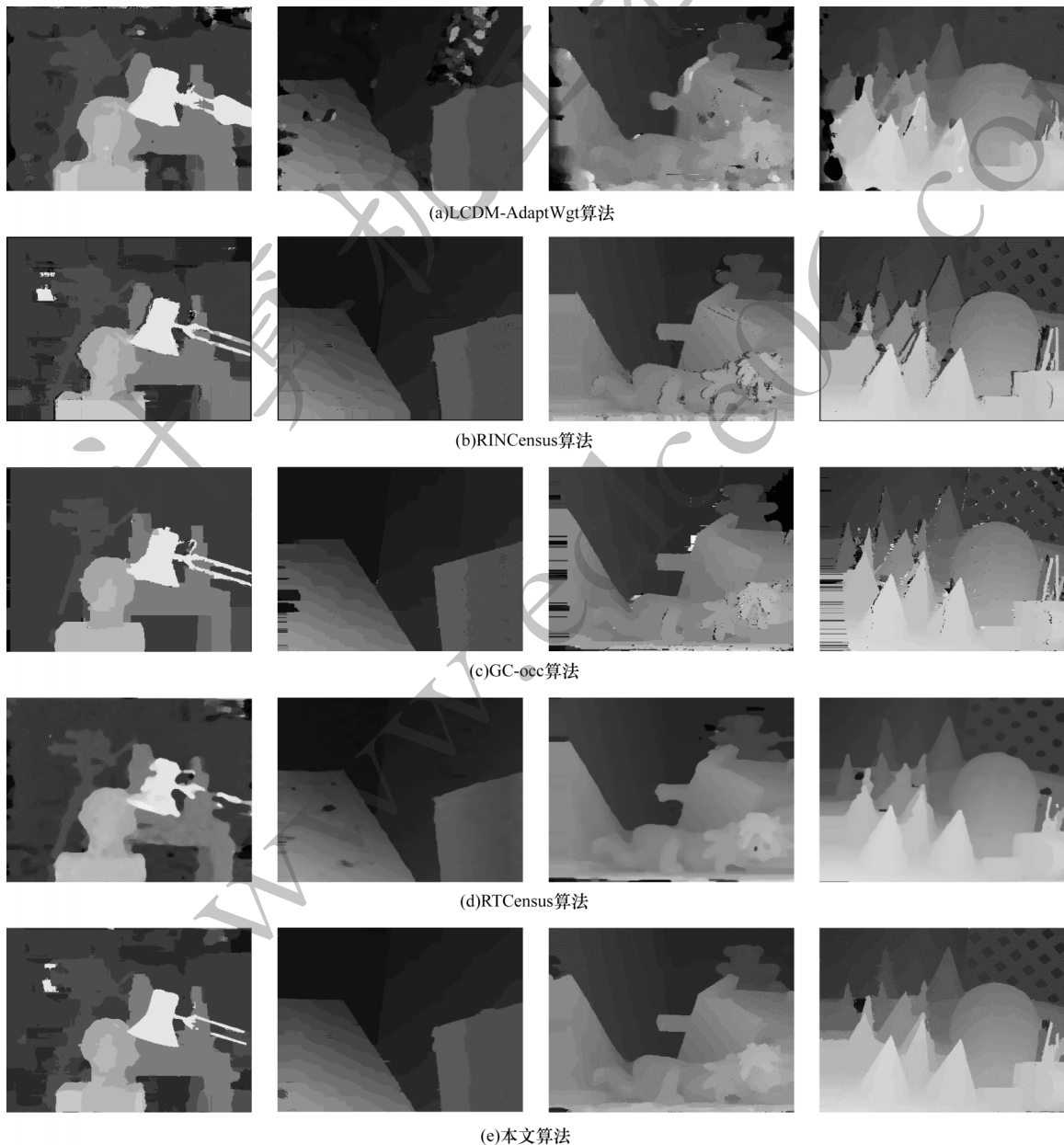


图9 Middlebury数据集上的实验结果

Fig.9 Experimental results on Middlebury dataset

表4 Middlebury数据集上非遮挡区域和所有区域的误匹配率

Table 4 Percentage of false match in all regions and no-occlusion region on Middlebury dataset %

算法	Tsukuba		Venus		Teddy		Cones		平均值
	No-occluded	All	No-occluded	All	No-occluded	All	No-occluded	All	
LCDM-AdaptWgt算法	5.98	7.84	14.50	15.40	20.80	27.30	8.90	17.20	14.74
RINCensus算法	4.78	6.00	1.11	1.76	9.76	17.31	8.09	16.20	8.12
GC-occ算法	1.19	2.01	1.64	2.19	11.20	17.40	5.36	12.40	6.67
RTCensus算法	5.08	6.25	1.58	2.42	7.96	13.81	4.10	9.54	6.35
本文算法	3.82	3.12	0.35	1.22	6.72	14.08	4.06	13.12	5.81

### 3 结束语

本文利用格式塔接近原理对传统 Census 算法进行改进,提出基于自适应权值的多尺度 Census 匹配优化算法。在代价计算阶段,本文算法保持了传统 Census 算法在弱纹理区域表现优异的优点,弥补了其易受干扰的不足,并且时间效率变化微小。该算法在代价聚合阶段采用边缘保持性好、时间复杂度低的引导滤波作为核函数,引入多尺度聚合策略,能够综合利用图像各个尺度下的细节信息。基于 Middlebury 平台标准测试集的实验结果表明,本文算法在弱纹理区域及边缘保持方面表现优异且抗干扰性较好,平均误匹配率低于 LCDM-AdaptWgt、RINCensus 等经典算法。下一步将结合人工智能算法,在匹配代价计算阶段引入膨胀卷积,增加感受野,对误匹配点进行更为精准的筛查。

#### 参考文献

- [1] SHI Chenbo, WANG Guilin, YIN Xuanwu, et al. High-accuracy stereo matching based on adaptive ground control points[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(4): 1412-1423.
- [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]//Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 384-390.
- [4] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. 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 of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2001: 508-515.
- [6] ZHANG Yifei, LI Xinfu, TIAN Xuedong. SAD stereo matching algorithm combining edge features[J]. Computer Engineering, 2020, 46(4): 236-240, 246. (in Chinese) 张一飞, 李新福, 田学东. 融合边缘特征的 SAD 立体匹配算法[J]. 计算机工程, 2020, 46(4): 236-240, 246.
- [7] MEI Xing, SUN Xun, ZHOU Mingcai, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 467-474.
- [8] ZABIH R, WOODFILL J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence[C]//Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision. [S. l.]: DBLP, 1994: 151-158.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [12] YANG Qingxiong. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 1402-1409.
- [13] ZHANG Kang, FANG Yuqiang, MIN Dongbo, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching[EB/OL]. [2020-01-02]. <https://arxiv.org/pdf/1403.0316.pdf>.
- [14] MA Xuan, ZHU Shiqiang, LAI Xiaobo. An image matching algorithm based on improved Rank transform[J]. Sensors and Microsystems, 2011, 30(11): 128-130, 134. (in Chinese) 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.
- [15] LIU Jianguo, YU Li, LIU Sijian, et al. Stereo matching algorithm based on the improved Census transform and multi-scale space[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(12): 43-49. (in Chinese) 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.
- [16] NALPANTIDIS L, GASTERATOS A. Stereo vision for robotic applications in the presence of non-ideal lighting conditions[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(6): 940-951.
- [17] MA Li, LI Jingjiao, MA Ji, et al. A modified census transform based on the neighborhood information for stereo matching algorithm[C]//Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Image and Graphics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 533-538.
- [18] 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.