

doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2024.11.013

## 基于AD-Census的双目立体匹配改进算法

车德福<sup>1</sup>, 尚祥祥<sup>1</sup>, 王 夺<sup>2</sup>, 孙彦恩<sup>3</sup>

(1. 东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 中冶沈勘工程技术有限公司, 辽宁 沈阳 110169;

3. 飞翼股份有限公司, 湖南 长沙 410600)

**摘 要:** 针对绝对值之差(absolute difference, AD)-Census等传统双目立体匹配算法在低纹理区域、重复纹理区域匹配精度低的问题, 提出一种融合大尺度窗口信息与曼哈顿距离的双目立体匹配算法. 使用改进的绝对误差和(sum of absolute differences, SAD)代价与多灰度阈值Census代价计算得到融合代价, 根据邻域像素与中心点的曼哈顿距离赋予权重, 减少边缘像素对代价的影响. 通过大尺度的窗口提取到的差异信息对融合代价进行筛选过滤, 改善了算法在重复纹理区域、灰度相似区域精度较低的问题. 与传统的AD-Census算法相比, 该算法误匹配率减少约18%, 对算法进行图形处理器(graphic processing unit, GPU)移植, 使得算法在不同尺度分辨率的图像上运行速度提升1~2个数量级, 满足双目立体匹配算法快速准确的需求.

**关键词:** 双目立体视觉; 立体匹配; AD-Census; 绝对误差和

中图分类号: P 23

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2024)11-1621-08

## Improved Binocular Stereo Matching Algorithm Based on AD-Census

CHE De-fu<sup>1</sup>, SHANG Xiang-xiang<sup>1</sup>, WANG Duo<sup>2</sup>, SUN Yan-en<sup>3</sup>

(1. School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Shen Kan Engineering & Technology Corporation, MCC, Shenyang 110169, China; 3. Feny Corporation Limited, Changsha 410600, China. Corresponding author: SHANG Xiang-xiang, E-mail: q2936258514@163.com)

**Abstract:** A binocular stereo matching algorithm that integrates large-scale window information and Manhattan distance is proposed to address the low matching accuracy of traditional methods, such as AD-Census, in areas with low or repeated textures. The algorithm first uses an improved SAD cost and multi-gray threshold Census cost to calculate the fusion cost, and assigns weights based on the Manhattan distance between neighboring pixels and the center point to reduce the influence of edge pixels on the cost. The algorithm also screens and filters the difference information extracted from large scale windows to improve the accuracy in areas with repeated textures and low gray similarities. Compared to traditional AD-Census algorithm, the proposed algorithm reduces the false matching rate by approximately 18%. Furthermore, the algorithm has been transplanted to the GPU, allowing it to run 1~2 orders of magnitude faster on images with different scale resolutions, thus meeting the demands of quick and accurate binocular stereo matching.

**Key words:** binocular stereo vision; stereo matching; AD-Census; SAD (sum of absolute differences)

双目立体匹配是利用两个相机同时拍摄物体来模拟双眼视觉. 首先是对图像进行畸变矫正、立体矫正等操作使得成像平面共面且与极线对齐; 再通过立体匹配算法获取同名点在两幅影像中的视差, 反算出物体相对于相机的几何位

置. 由于其成本较低, 获取到的深度信息丰富, 因此广泛应用于交通、工业控制、导航、建模等领域. 与使用激光雷达、结构光相机等方式相比, 双目立体测量具有低成本、测量范围广、测量信息全面等优点.

收稿日期: 2023-06-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41871310); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N17241004, N2201007).

作者简介: 车德福(1970-), 男, 山东海阳人, 东北大学教授.

目前,现有的立体匹配方法大致可分为两类:一类是传统双目立体匹配方法,可细分为全局、半全局和局部立体匹配算法;另一类则是深度学习,使用卷积神经网络所构造出的黑箱模型对数据进行回归训练<sup>[1]</sup>。

虽然基于深度学习立体匹配方法在公开数据集中取得的效果较好,但是却难以在实际生产中得到应用.一方面是其算法极其依赖数据集,若场景发生变化得到的视差图往往效果不佳;另一方面是所依赖的高性能显卡成本较高,无法推广应用.因此本文选择第一类方法的半全局立体匹配算法进行构建.使用传统方法进行视差计算一般大致可分为4个步骤:计算匹配代价、代价聚合、视差计算以及视差优化.计算匹配代价是整个算法的基础,其直接关系到算法的稳定性与精度,常见的匹配代价包含绝对差、绝对值之和、归一化互相关与 Census 变换等. Mei 等<sup>[2]</sup>提出将绝对值之差(absolute difference, AD)代价与 Census 编码代价相结合的方式构建初始代价,通过 AD 代价计算像素之间的差异,消除灰度梯度影响从而引入 Census 代价,极大提升了初始代价的精度. Huang 等<sup>[3]</sup>对 Census 编码代价进行改进,提出四重稀疏 Census 变换,将 1 bit 转化为 3 bit 编码的方式,并对 Census 变换窗口在纹理变换区域进行自适应匹配. Zhang 等<sup>[4]</sup>基于现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)芯片,使用 mini-Census 作为代价,其编码方式有利于进行并行加速处理,并且计算量较小,对近百万数量级的图像实现了处理帧率达到 60 帧/s(frames per second, FPS). 上述方法结构清晰明了,易实现并行加速处理,但也存在几点问题:①算法在重复纹理区域计算得到的视差往往效果较差;②算法在弱纹理提取的代价错误较多,导致匹配效果不好.此外, Cheng 等<sup>[5]</sup>提出使用图像分割与简单线性迭代聚类将初始图像分割为超像素,通过剖分超像素,提取特征点,再使用特征点得到最小生成树,以超像素为单位进行非局部代价聚合,进行算法的优化. Haq 等<sup>[6-7]</sup>提出使用刺激梯度模型和基于块的逆转概率模块(block difference of inverse probabilities, BDIP)提取特征集,使用信息熵对特征集分配权重,根据权重来计算代价以及进行代价聚合,将边缘信息进行保留,使立体匹配结果的精度有所提高.虽然上述算法在视差精度方面有所提高,但存在几点问题:①提取过多的特征图,或者构造的代价较为复杂,使得处

理速度较慢;②算法并行优化较为困难,难以应用到实际生产中.

根据上述分析,本文对 AD-Census 算法中存在的对重复纹理区域以及弱纹理区域立体匹配效果不佳等问题,提出使用大尺度图像进行左右图候选视差范围内的代价筛选.本文尝试使用曼哈顿距离在图像代价计算上进行改进,以降低距离中心点较远处像素对代价的影响.对 Census 代价进行改进,通过使用多个灰度阈值来生成多张 Census 代价图,减少灰度差异较小的区域对整体代价的影响,并在小尺度范围将 AD 改为基于曼哈顿距离的 SAD 代价,增强代价可靠性.将基于曼哈顿距离的 SAD 代价与基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价相融合,通过大尺度的图像匹配误差来矫正小尺度范围内因重复纹理等因素导致的匹配错误.以此来提高视差图精度,在算法构建完成后使用 Middlebury 数据集<sup>[8-12]</sup>进行算法对比分析,并对算法进行 GPU 加速,对处理速度进行对比分析.

## 1 算法描述

为了提高双目立体匹配算法在重复纹理、弱纹理区域的匹配精度,并保证算法的运行速度,本文以 AD-Census<sup>[2]</sup>算法为基础进行改进.算法流程如图 1 所示.

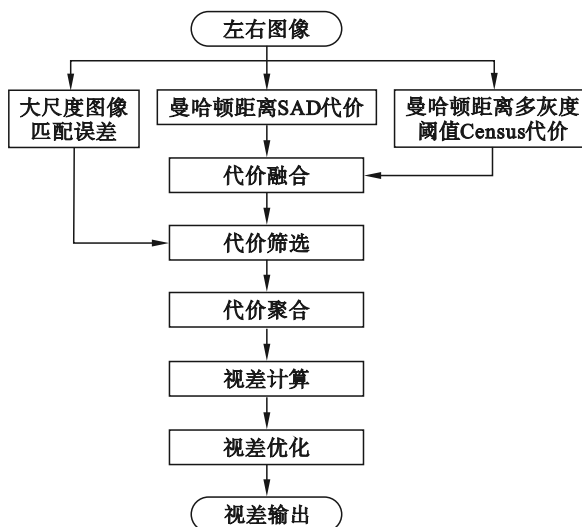


图 1 算法流程

Fig. 1 Flow chat of algorithm

算法流程首先是获取左、右相机数据,接着计算基于曼哈顿距离的 SAD 代价与基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 的融合代价,引入大尺

度的图像窗口进行图像匹配并筛选出较为可靠的代价,最后使用AD-Census算法中的代价聚合、视差计算与视差优化部分进行最终视差的计算并输出.

### 1.1 大尺度窗口图像匹配

为了提高代价计算的精度,本文尝试引入更大尺度的窗口和更多的局部信息来进行视差的筛选,以此来剔除掉可靠性较差的视差,减少误匹配视差对最终视差计算的影响.

图2描述的是使用传统立体匹配方法可能出现的情况.

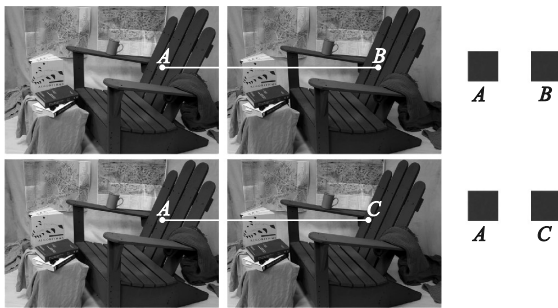


图2 图像同名点错误匹配

Fig. 2 Incorrect matching of the same name points in the image

对于同一极线上的同名点  $A, B$ ,使用较小窗口进行匹配,由于小窗口导致的信息量不足,往往在重复纹理区域出现误匹配的情况,例如  $A$  点与同极线上  $C$  点进行匹配,这也是众多传统算法中存在的惯有问题.图3是Middlebury数据集中真实视差值与AD-Census算法计算得到的视差值对比.椅子靠背处、扶手处存在重复纹理与灰度差异较小区域,在白色矩形内存在大量由于重复纹理与灰度差异较小等因素导致的误匹配的视差值.

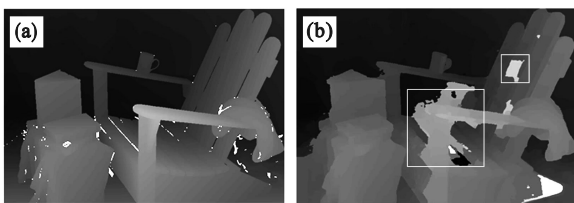


图3 真实视差与AD-Census计算视差对比

Fig. 3 Comparison of real parallax and AD-Census calculated parallax

(a)一真实视差;(b)一AD-Census计算视差.

针对这一问题本文尝试引入更大尺度的窗口进行错误代价的剔除工作,图4中,待匹配点  $A$  见左图,同名点  $B$ ,以及重复纹理区域误匹配点

$C, D$ ,非重复纹理区域点  $E$  的位置见右图.



图4 左右视图匹配点位置情况

Fig. 4 Position of matching points in the left and right views

图5是对图4中真实的同名点  $B$  与可能存在的误匹配点  $C, D, E$  之间匹配情况进行统计.计算公式见式(1).

$$I_c = \frac{1}{P} \sum_{i \in N, j \in M} \frac{|L_i - R_j|}{255}. \quad (1)$$

其中: $I_c$ 为匹配误差; $P$ 为窗口内像素数; $N, M$ 分别为左右图像窗口内像素集合; $L_i, R_j$ 为左右两幅图像中的窗口内像素的灰度值.

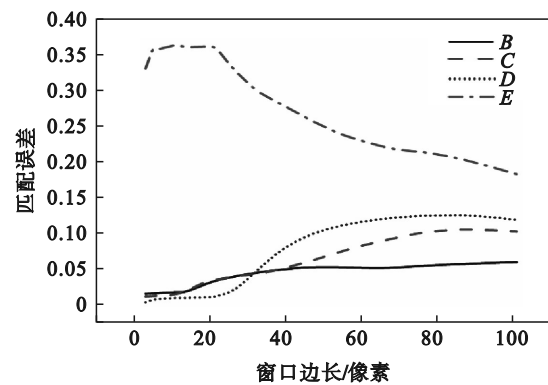


图5 同名点与误匹配点匹配误差对比

Fig. 5 Comparison of matching errors between points with the same name and mismatched points

式(1)计算原理是在图4左图  $A$  点与右图候选匹配点中创建不同尺度的窗口,本文测试图像大小为  $718 \times 496$  像素,测试窗口尺度选择  $[3 \times 3, 101 \times 101]$ .图5表明,在窗口选取较小时,真实匹配点在重复纹理区域与误匹配点之间容易差异较小,如图中  $B, C, D$  所示,区分度较低,因此导致传统的立体匹配算法在重复纹理区域效果较差,针对这一情况,本文根据实验选取多个点位进行窗口尺寸的筛选,图6为所选取点位的分布情况,图7是不同点位的误匹配率统计.

不同尺度图像可根据实验选取大小适宜的窗口作为左右视图候选视差匹配窗口,由于尺度较大,导致算法处理缓慢,因此对提取到的窗口

可进行隔行采样,提高处理速度,对提取到的模板计算优化后的匹配误差 $I_{err}$ ,并以此来剔除部分误匹配点.计算公式如式(2)、式(3)所示.

$$i_c = \begin{cases} 1, & 255 \geq |L_i - R_j| > \sigma_1; \\ 0, & \sigma_1 \geq |L_i - R_j| \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

$$I_{err} = \frac{1}{P} \sum_{i \in N_i, j \in M} i_c. \quad (3)$$

式中, $\sigma_1$ 为选取的阈值,将像素点进行灰度二值化并计算匹配误差.

图8为对大尺度窗口图像匹配的数据直接在候选视差范围内选取代价最小值进行输出的效果.可以看到,在白色矩形部分,该方法在重复纹

理区域取得的视差较好,使用大尺度窗口图像匹配误差对融合代价进行筛选,实现保留边缘信息的同时得到重复纹理区域的信息.

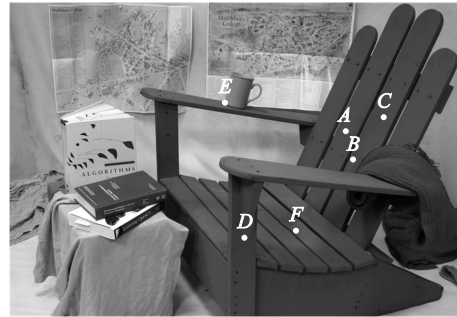


图6 选取点位分布

Fig. 6 Selected point distribution

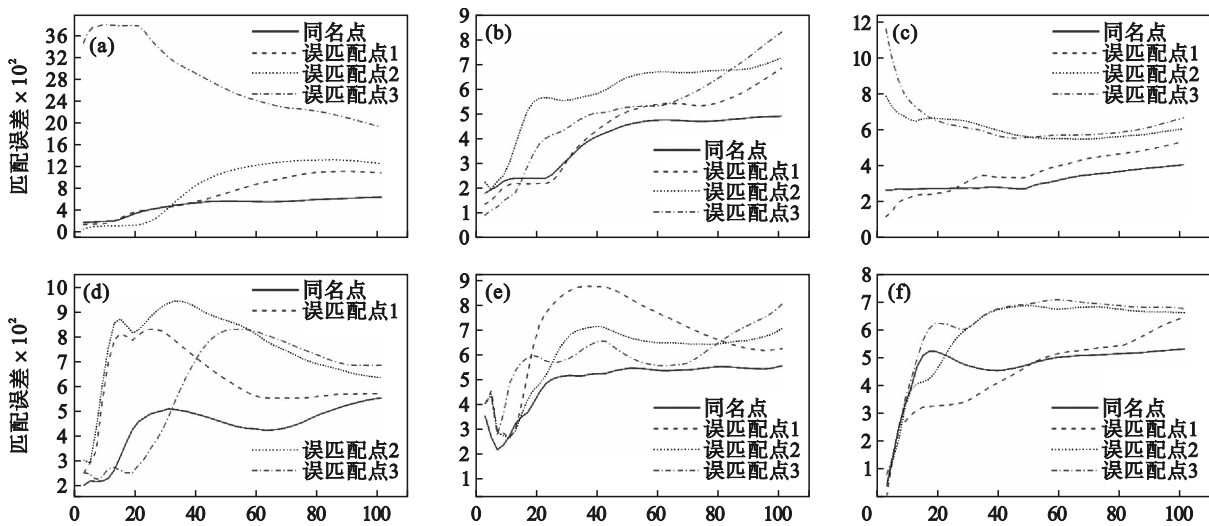


图7 不同同名点与误匹配点匹配误差对比

Fig. 7 Comparison of matching errors between points with different names and mismatched points

(a)一点A; (b)一点C; (d)一点E; (d)一点B; (e)一点D; (f)一点F.



图8 大尺度窗口图像匹配效果

Fig. 8 Large-scale window image matching effect

### 1.2 基于曼哈顿距离的SAD代价

AD代价在重复纹理区域获取代价质量较高,原算法通过分别计算图4左图像素点与右图同一极线一定范围内像素点的R,G,B 3个颜色通道值各分量之差来衡量代价.但由于其仅仅计

算单个像素,稳定性差,因此本文采用SAD算法,该算法就是以左目图像的源匹配点为中心,通过计算1个窗口内的所有对应像素点的绝对值差之和,形成抗干扰性更强的代价.本文在此基础上对与中心点不同的曼哈顿距离的绝对值之差赋予相应权值,提出基于曼哈顿距离的SAD代价,使算法能够在一定程度上抵御边缘像素点异常导致的代价匹配准确率下降,如式(4)~式(6)所示.

$$C_s = \sum_{m \in N_p, n \in N_q} w_{(p_m)} \cdot C_{p_m, p_n}, \quad (4)$$

$$w_{(p_m)} = \frac{\lambda_1}{(|C_{row} - I_{row}| + |C_{col} + I_{col}|)}, \quad (5)$$

$$C_{p_m, p_n} = \sum_{c \in col} \frac{1}{3} |p_m(c) - p_n(c)|. \quad (6)$$

其中: $C_s$ 为改进的SAD代价; $p, q$ 为左右两幅影

像中的中心像素点;  $N_p, N_q$  为  $p, q$  邻域范围内像素点;  $p_m, p_n$  为左右图像邻域像素;  $C_{p_m, p_n}$  为 AD 代价;  $w_{(p_n)}$  为计算的曼哈顿距离权值;  $\lambda_1$  为可调参数;  $C_{row}, C_{col}$  为中心点像素纵横坐标;  $I_{row}, I_{col}$  为  $p_m$  点像素纵横坐标;  $col$  为 R, G, B 3 个颜色通道;  $p_m(c), p_n(c)$  为左右图像中像素的颜色通道值。

为验证所提出基于曼哈顿距离的 SAD 代价的可靠性, 与 AD 代价进行对比分析, 图 9 是使用两种不同代价对图像进行代价计算, 并直接在候选视差范围内选取代价最小值进行输出的效果。可以看到, 使用基于曼哈顿距离的 SAD 代价计算得到的代价质量要明显优于 AD 代价, 在白色矩形内使用原始 AD 代价存在大量错误代价, 而使用改进后的基于曼哈顿距离的 SAD 代价则明显改善。

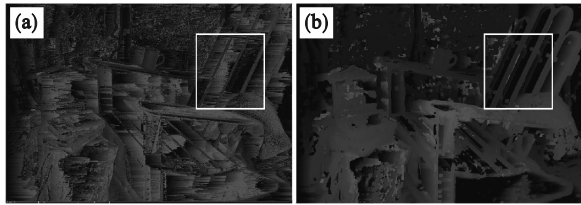


图 9 AD 代价与改进 SAD 代价质量对比

Fig. 9 Quality comparison of AD cost and improved SAD cost

(a)—AD 代价; (b)—改进 SAD 代价。

表 1 为改进后基于曼哈顿距离的 SAD 代价与 AD 代价对比分析。所采用方法是对左右图计算代价后使用 Middlebury 数据集中视差计算误匹配率, 以此作为平均误差来对比分析。可以看出改进后 SAD 代价对比原算法中 AD 代价精度有明显的提升, 改进后算法通过引入邻域像素信息, 改善了提取代价的质量。其中 Adi, Art, Mot 为数据集中 3 幅图像数据。

表 1 AD 代价与改进 SAD 代价误差对比

Table 1 Comparison of AD cost and improved SAD cost error %

代价	误差		
	Adi	Art	Mot
改进 SAD 代价	41.1	67.1	31.0
AD 代价	71.3	70.5	48.2

### 1.3 基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价

原始 Census 编码见图 10, 其在灰度相似区域产生的 Census 代价差异较大, 本文提出了基于曼

哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价, 根据实验赋予不同权重进行融合, 弥补了在灰度相似区域产生代价不稳定的问题, 如图 11 所示。

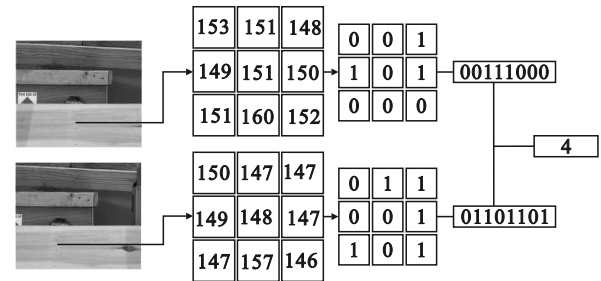


图 10 Census 编码图

Fig. 10 Census code map

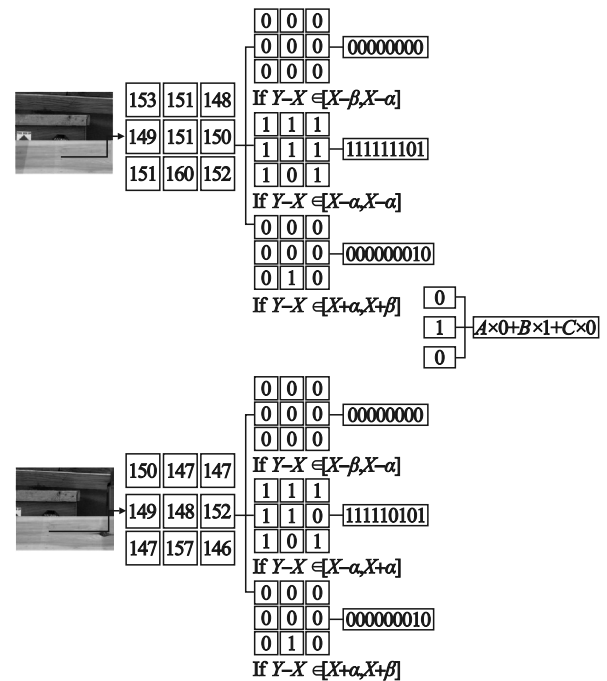


图 11 改进的多灰度阈值 Census 编码图

Fig. 11 Improved multi-gray threshold Census coding map

为了改进算法在低纹理区域匹配效果较差的问题。根据地理学第一定律, 任何事物都是与其他事物相关的, 只不过相近的事物关联更紧密, 本文提出从中心点向四周发散的方向赋予多灰度梯度 Census 代价以近似反比关系的权重, 以此增加靠近中心点像素的权重, 削弱边缘像素带来的影响。

对改进的 Census 代价采用与 AD 代价相似的对比方式来验证所提出基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价的效果。图 12 是使用两种不同代价对图像进行代价计算, 并直接在候选视差范围内选取代价最小值进行输出的效果。可以看到, 无论是在板凳靠背重复纹理区域(右上白色

矩形)还是在布料弱纹理区域(左下白色矩形)所得到的代价质量都高于原始算法。

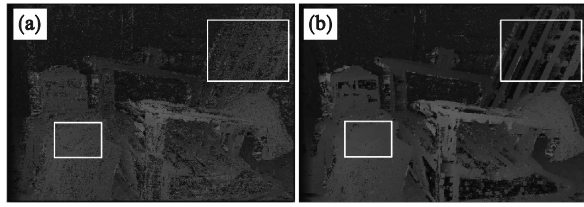


图 12 Census 代价与改进 Census 代价质量对比  
Fig. 12 Quality comparison of census cost and improved Census cost

(a)—Census 代价; (b)—改进 Census 代价。

表 2 为改进后基于曼哈顿距离的 Census 代价与 Census 代价在 3 个场景中平均误差对比,采用对左右图计算代价后使用 Middlebury 数据集中视差计算误匹配率,以此作为平均误差来对比分析。由表 2 可以明显看出,改进后 Census 代价相较于 Census 代价误差下降较为明显。通过对原有 Census 增加多灰度阈值生成多张 Census 并融合,极大地改善了灰度差异较小,弱纹理区域的代价获取质量。其中 Adi, Art, Mot 为数据集中 3 幅图像数据。

表 2 Census 代价与改进 Census 代价误差对比  
Table 2 Comparison of Census cost and improved Census cost error %

代价	误差		
	Adi	Art	Mot
改进 Census 代价	26.6	24.4	16.1
Census 代价	32.3	32.6	26.3

Mei 等<sup>[2]</sup>使用指数函数对 AD 代价以及 Census 代价进行归一化并相加形成最终代价,对于基于曼哈顿距离的 SAD 代价与基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价,本文添加了大尺度窗口图像匹配误差进行优化,如式(7)~式(9)所示。  

$$C(p, d) = \rho(I_c(p, d), \lambda_c) \cdot C_r(p, d) + C_s(p, d), \quad (7)$$

$$C_s(p, d) = \rho\left(\rho(C_c(p, d), \lambda_c) + \rho(C_s(p, d), \lambda_s)\right), \quad (8)$$

$$\rho(c, \lambda) = 1 - \exp\left(-\frac{c}{\lambda}\right). \quad (9)$$
 其中:  $C(p, d)$  为使用大尺度窗口筛选代价;  $\lambda_c, \lambda_s$  为可调参数;  $C_r(p, d)$  为左视图  $p$  点与右视图  $d$  点融合代价;  $\rho(c, \lambda)$  函数是对参数进行归一化;  $I_c(p, d)$  为左视图  $p$  点与右视图  $d$  点的匹配误差;  $C_c(p, d)$  是左视图  $p$  点与右视图  $d$  点的基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价;  $C_s(p, d)$  是左视图  $p$  点与右视图  $d$  点的基于曼哈顿距离的

SAD 代价。

## 2 实验结果与分析

对于算法的对比分析,本文采用 Middlebury 数据集,该数据集是使用结构光等方式获取的高精度视差图,其双立体匹配评估是研究领域内普遍采用的,本文所采用参数如表 3 所示。

表 3 实验参数设置  
Table 3 Experimental parameters setting

$\lambda_c$	$\lambda_s$	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\lambda_1$	$\sigma_1$
10	30	10	3	11	52	1.0
						11

实验环境为 CPU AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics, 40 GB 内存, GPU NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU, 误差坏点阈值选取为 4。

图 13 为数据集真实视差与 AD-Census 算法以及本文改进算法得到的视差,可以看到在图中白色框选区域视差明显改善,改进算法在板凳重复纹理区域与弱纹理区域的视差要明显优于传统算法。

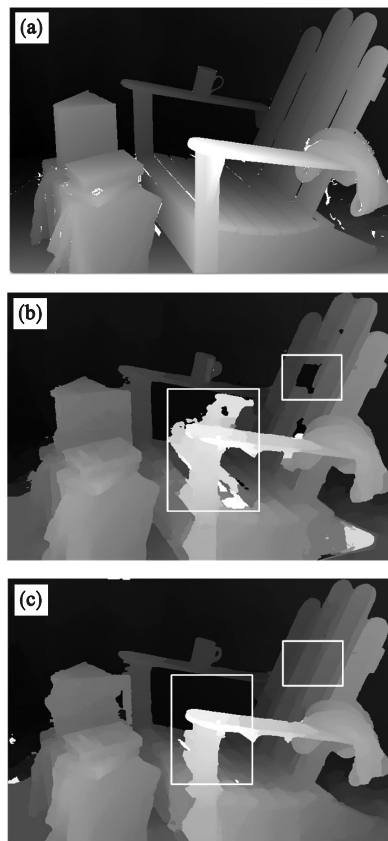


图 13 视差对比图

Fig. 13 Parallax comparison diagram

(a)—真实视差; (b)—AD-Census; (c)—改进算法。

为了验证改进算法的可靠性,除了对比传统算法以外,另选取多种立体匹配算法<sup>[13-19]</sup>进行对比分析,如表 4 所示.可以看到,在图像中含有重

复纹理较多,灰度差异较大区域占图像比重较大时,改进算法明显要优于其他算法,其中 Adi, Art, Jad 等为 Middlebury 数据集中图像的名称.

表 4 不同算法在 Middlebury 数据集中非遮挡区域误匹配率  
Table 4 Mismatching rates of different algorithms in the unshaded region of Middlebury data set %

算法	平均误差	误差														
		Adi	Art	Jad	Mot	MoE	Pia	Pil	Pip	Pla	Plt	PIP	Rec	She	Ted	Vin
本文改进算法	<b>7.51</b>	1.98	<b>4.76</b>	10.6	<b>2.49</b>	3.12	<b>5.03</b>	<b>14.4</b>	8.30	<b>5.31</b>	12.5	<b>5.01</b>	<b>3.12</b>	<b>20.8</b>	<b>1.86</b>	<b>13.5</b>
AD-Census <sup>[2]</sup>	9.21	8.81	5.27	21.3	4.10	5.58	6.57	31.4	8.50	7.44	24.8	5.48	3.32	24.8	3.11	14.0
MCSC <sup>[13]</sup>	7.71	2.54	5.73	<b>9.73</b>	3.12	2.94	12.2	19.0	5.03	8.60	7.74	6.22	4.97	26.4	2.01	22.2
SRM <sup>[14]</sup>	7.75	<b>1.89</b>	5.94	11.5	2.58	<b>2.71</b>	10.6	17.5	<b>4.03</b>	10.5	<b>6.30</b>	5.77	5.89	30.5	2.99	21.2
INTS <sup>[15]</sup>	9.31	4.31	4.88	12.3	3.47	3.20	11.2	20.2	4.92	10.9	15.5	9.25	5.58	34.1	4.14	25.7
TMAP <sup>[16]</sup>	10.7	4.62	7.24	15.8	3.93	3.73	11.6	21.0	6.04	12.9	26.0	9.18	6.44	35.7	4.22	26.2
LPSM <sup>[17]</sup>	11.1	4.09	10.1	17.7	6.89	6.14	11.1	24.8	9.88	13.2	20.8	9.83	6.78	22.7	4.56	22.4
SGM-RVC <sup>[18]</sup>	12.2	6.13	6.13	15.3	5.13	4.30	13.1	25.4	8.22	14.1	39.8	10.1	6.64	40.5	2.67	28.6
ADSG <sup>[19]</sup>	13.9	7.13	13.2	16.1	6.83	5.91	17.9	26.7	10.1	17.6	27.3	12.5	9.12	38.6	6.22	27.5

在算法构建完成后进行代码的 GPU 移植加速, GPU 与 CPU (central processing unit) 不同, GPU 是专门为处理图形任务而产生的芯片.本文使用 CUDA (compute unified device architecture) 进行算法运行速度上的一个提升,对算法进行 GPU 加速后与原算法进行对比,考虑 GPU 显存限制,选择不同分辨率图像进行运行时间的对比,如表 5 所示.可以看到,经 GPU 加速后可使算法在不同分辨率下处理速度均有较大的提升.

表 5 不同分辨率下运行速度对比  
Table 5 Comparison of running speed under different resolutions

分辨率/像素	$t_{GPU}/ms$	$t_{CPU}/ms$	加速倍率
450×375	30	4 012	133
718×496	89	5 660	71
800×552	124	7 270	59
900×621	175	9 710	55

### 3 结 语

本文选取的 AD-Census 算法是将 AD 代价与 Census 变换相结合而形成的代价,在此基础上,针对原有算法对重复纹理区域以及弱纹理区域立体匹配效果不佳等问题,提出使用大尺度图像窗口进行左、右图候选视差的筛选,尝试使用曼哈顿距离优化代价,降低距离中心点较远处像素对代价的影响.对 Census 代价进行改进,使用多

个灰度阈值来生成多张 Census 代价图,减少灰度差异较小区域对整体代价的影响.在小尺度窗口内计算改进的基于曼哈顿距离的 SAD 代价与基于曼哈顿距离的多灰度阈值 Census 代价,通过大尺度窗口的图像匹配来矫正小尺度范围内因重复纹理等因素导致的匹配错误,以此来提高视差图精度.最后使用 CUDA 进行算法的加速优化,对于不同分辨率的图像处理速度均有较大提升,满足了生产生活中实时性的需求.

### 参考文献:

- [1] Binh P, Nguyen Q. A review of stereo-photogrammetry method for 3-D reconstruction in computer vision [C]// Proceedings of the 19th International Symposium on Communications and Information Technologies. Piscataway: IEEE, 2019: 138-143.
- [2] 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. Barcelona, 2011: 467-474.
- [3] Huang C H, Yang J F. Improved quadruple sparse census transform and adaptive multi-shape aggregation algorithms for precise stereo matching [J]. *IET Computer Vision*, 2021, 2(16): 159-179.
- [4] Zhang L, Zhang K, Chang T S, et al. Real-time high-definition stereo matching on FPGA [C]// ACM/ SIGDA International Symposium on Field Programmable Gate Arrays. Monterey, 2011: 55-64.
- [5] Cheng X J, Zhao Y, Yang W B, et al. LESC: superpixel cut-based local expansion for accurate stereo matching [J]. *IET Image Processing*, 2022, 16(2): 470-484.
- [6] Haq Q M U, Lin C H, Ruan S J, et al. An edge-aware based adaptive multi-feature set extraction for stereo matching of binocular images [J]. *Journal of Ambient Intelligence and*

