

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210023

基于改进 Census 变换和自适应权重的立体匹配算法

张杰^{1,2,3} 王增才^{1,2,3} 闫明^{1,2,3}

(1. 山东大学机械工程学院 济南 250061; 2. 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室 济南 250061;
3. 山东大学机械工程国家级实验教学示范中心 济南 250061)

摘要: 针对传统 Census 算法过于依赖中心像素,从而易受噪声影响和 AD-Census 算法不能充分利用不同算法的优势等问题,本文提出了一种改进的 Census 变换和自适应权重的立体匹配算法。首先利用 Census 变换窗口内的均值及中心点与四个方向邻域像素的信息,将相近像素点自动归为一类,提高了 Census 变换对噪声的鲁棒性。其次引入 SAD 算法与 Sobel 边缘检测,根据梯度信息来确定 SAD 与 Census 变换的权重,提高了算法在不同区域的适应性。最后采用十字交叉域的代价聚合方式及后续优化得到最终的视差图。将不同图像的视差图在 Middlebury 平台上进行验证,本文所提算法的平均误差为 9.33% 较 AD-Census 算法下降了 3.39%。较其它算法在视差不连续区域及重复纹理区具有更好的匹配精度,对噪声及光照也具有更好的鲁棒性。

关键词: Census 变换;自适应权重;立体匹配;边缘检测;十字交叉域

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Stereo matching algorithm based on improved Census transform and adaptive weight

Zhang Jie^{1,2,3} Wang Zengcai^{1,2,3} Yan Ming^{1,2,3}

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China; 2. Key Laboratory of Efficient and Clean Machinery Manufacturing of Ministry of Education, Shandong University, Jinan 250061, China;
3. Mechanical Engineering National Experimental Teaching Demonstration Center, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional Census algorithm is too dependent on the center pixel, which is susceptible to noise, and the AD-Census algorithm can not make full use of the advantages of different algorithms, this paper proposes an improved Census transformation and adaptive weight stereo matching algorithm. Firstly, the mean value of the Census transform window and the pixel information of the center point and neighborhood in four directions are used to automatically classify the close pixels into one class, which improves the robustness of the Census transform against noise. Secondly, the SAD algorithm and Sobel edge detection are introduced, and the weight of SAD and Census transform is determined according to the gradient information, which improves the adaptability of the algorithm in different regions. Finally, the final disparity map is obtained by the cost aggregation method of the cross-domain and subsequent optimization. The parallax maps of different images are verified on the Middlebury platform, and the average error of the proposed algorithm is 9.33%, which is 3.39% lower than the AD-Census algorithm. Compared with other algorithms, the algorithm has better matching accuracy in the parallax discontinuous region and repeated texture region, and better robustness against noise and light.

Keywords: census transform; adaptive weight; stereo matching; edge detection; crossfield

0 引言

随着计算机软硬件的发展,双目视觉系统越来越成为研究的热点。尤其在无人驾驶、机器人导航、三维测量以及工业自动化等领域^[1-3]有着非常广泛的应用价值。而立体

匹配是双目视觉系统研究的重点,它是寻找双目或多目图像中的对应点进而估计场景深度信息的过程,是双目视觉研究的基础。现有的立体匹配算法可分为全局、半全局和局部立体匹配算法。全局算法通常是通过求取全局最小能量函数来获取视差图,主要有图割法^[4]、动态规划法^[5]、置

信传播法^[6]等。虽然其具有较高的匹配精度,但算法复杂,难以并行。半全局匹配算法^[7]是在二维图像上以近似于一维路径的优化方法来优化能量函数,保留了动态规划的匹配精度并且降低了算法的复杂性。局部立体匹配算法是以局部窗口的思想对匹配点一定范围内的局部特性进行匹配并比较。其中主要包括绝对差和(SAD)^[8]、平方差和(SSD)^[9]、归一化互相关(NCC)^[10]以及 Census 变换^[11]等。其中 SAD 算法匹配速度快,在高纹理区域具有较高的匹配精度,但对光照条件较为敏感。Census 变换属于非参数变换算法,对光照等外部条件具有很好的鲁棒性,但由于过度依赖中心像素点,易受噪声影响。近年来针对局部立体匹配算法的不同特点,很多学者进行了大量研究。Ma 等^[12]在传统 Census 变换的基础上提出了基于窗口均值的 Census 变换,在一定程度上提高了 Census 变换对噪声的鲁棒性。曹毅等^[13]针对 Census 变换的劣势,提出了一种基于重排序的 Census 变换方法。陈映光等^[14]提出了一种结合中心点左右插值点信息的 Census 变换算法。Mei 等^[15]根据 AD 算法与 Census 算法的优缺点,将两者结合,提出了一种融合代价的 AD-Census 立体匹配算法,既保证了高纹理区域的匹配精度,又对光照等外部因素具有较好的鲁棒性。李聪聪等^[16]将改进 Census 变换结合图像分割法来计算匹配代价,使得立体匹配的精度在一定程度上有所提升。

基于以上分析,针对 Census 变换过于依赖中心像素,易受噪声影响。而目前的研究虽然在一定程度上对其进行优化,但图像窗口内的信息利用率较小,对于较大的噪声突变适应性不高且单一算法优势有限,不能很好的提高立体匹配算法对外部干扰因素的鲁棒性,从而使得误匹配率大等问题,本文提出了基于改进 Census 变换和自适应权重的立体匹配算法。通过对传统 Census 变换进行改进,避免了过于依赖中心像素的问题,并与 SAD 算法进行结合来计算匹配代价。同时引入 Sobel 边缘检测,通过梯度变化来确定 SAD 代价与 Census 代价的权重,从而更好的发挥两者的优点,提高了匹配精度以及对噪声及光照等因素的鲁棒性。

1 本文算法描述

双目立体匹配算法是模拟人的双眼获取图像的过程。根据 Scharstein 等对立体匹配算法的总结,可将其分为代价计算、代价聚合、视差选择、视差优化四个步骤^[17]。

本文算法采用同样的步骤,首先将立体校正过的图像进行 SAD 代价及改进 Census 代价计算,并根据梯度信息进行代价融合。随后采用十字交叉域的方式进行代价聚合,并用 WTA 方式选择视差,最后进行视差优化来获取最终的视差图像。算法流程如图 1 所示。

1.1 改进的 Census 变换

由于传统 Census 变换过度依赖于中心点像素的灰度

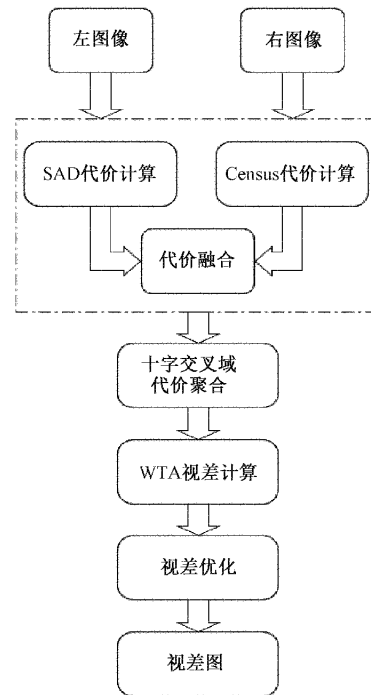


图 1 本文立体匹配算法流程

值,当中心点受到噪声影响后,此时 Census 变换得到的二进制比特串会发生显著的变化,从而影响立体匹配的最终结果。Ma 等^[12]提出的将窗口邻域素点取均值来代替中心像素点的值,在一定程度上提高了 Census 变换对噪声的鲁棒性。但在像素突变较大的点上依然会造成一定的误匹配。针对以上问题,本文提出了改进的 Census 变换方法,将中心点上下左右 4 个方向的像素值分别与中心点作取均值运算,并计算窗口内像素点的均值 I_{Ave} ,将 4 个方向的均值与窗口内均值做比较,选出最大值 I_{Max} 和最小值 I_{Min} 。然后用均值代替中心像素,并将窗口内各个像素点分别与 I_{Max} 和 I_{Min} 作比较,若 q 点像素值不小于 I_{Max} ,则取 01;若 q 点像素值不大于 I_{Min} ,则取 10;其余情况取 00。改进后的变换过程可用下式表示:

$$T'_{Census} = \bigotimes_{q \in W(p)} \xi'[I(p), I(q)] \quad (1)$$

改进后的比较函数如下:

$$\xi'[I(p), I(q)] = \begin{cases} 01, & I(p) \geq I_{Max} \\ 00, & I_{Max} > I(p) > I_{Min} \\ 10, & I(p) \leq I_{Min} \end{cases} \quad (2)$$

式中: I_{Max} 与 I_{Min} 分别定义如下:

$$\begin{cases} I_{Max} = \text{Max}\{I_{Ave}, I_Z, I_Y, I_S, I_X\} \\ I_{Min} = \text{Min}\{I_{Ave}, I_Z, I_Y, I_S, I_X\} \end{cases} \quad (3)$$

式中: I_{Ave} 为窗口内像素的平均值, I_Z 为中心像素点与左邻域像素点 $I(\overleftarrow{p})$ 灰度值的平均值, I_Y 为中心像素点与右邻域像素点 $I(\overrightarrow{p})$ 灰度值的平均值, I_S 为中心像素点与上邻域像素点 $I(\overline{p})$ 灰度值的平均值, I_X 为中心像素点与下邻域像素点 $I(\underline{p})$ 灰度值的平均值。其公式分别定义如下:

$$\begin{cases} I_{Ave} = \frac{\sum_{q \in W(p)} I(q)}{M \times N} \\ I_z = \frac{I(p) + I(\vec{p})}{2} \\ I_y = \frac{I(p) + I(\vec{p})}{2} \\ I_s = \frac{I(p) + I(\bar{p})}{2} \\ I_x = \frac{I(p) + I(\underline{p})}{2} \end{cases} \quad (4)$$

由式(2)可以看出改进后的 Census 变换采用二位编码的三种状态来表示窗口内各个点的相对关系,提高了窗口内图像信息的利用率,使得 Census 算法对噪声具有很高的适应性,从而使相近像素点能够自适应的归为一类,提高了对噪声的鲁棒性。

将传统 Census 变换、用均值代替中心点像素值的 Census 变换以及本文改进的 Census 变换进行了比较,如图 2、3 所示。可以看出传统 Census 变换过于依赖中心像素点,对噪声的影响几乎没有适应性;用均值代替中心像素值的 Census 变换可以在一定程度上适应噪声,但还是会受到影响;本文改进的 Census 变换能够将相近的像素点归为一类,极大的提高了对噪声的鲁棒性。

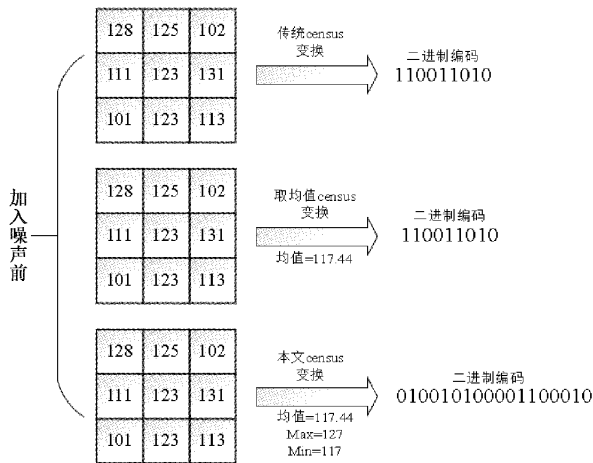


图 2 加入噪声前三种 Census 变换的结果

1.2 代价计算

由于 Census 变换在重复纹理区域表现不佳且在变换过程中只利用了领域像素的灰度信息,使得邻域像素的纹理、颜色、距离等信息大量丢失,造成误匹配。Mei 等^[15]将 AD 算法与 Census 算法相结合来计算匹配代价,很好的兼顾了 AD 与 Census 算法各自的优点。但在代价计算过程中 AD 与 Census 算法的权重一致,不能充分发挥两种算法的优势。故本文将引进 SAD 算法,将其进行改进,采用窗口内的颜色信息来计算代价。将左右图像对应窗口内的对应位置的颜色像素分别相减取绝对值和。然后取窗口内均

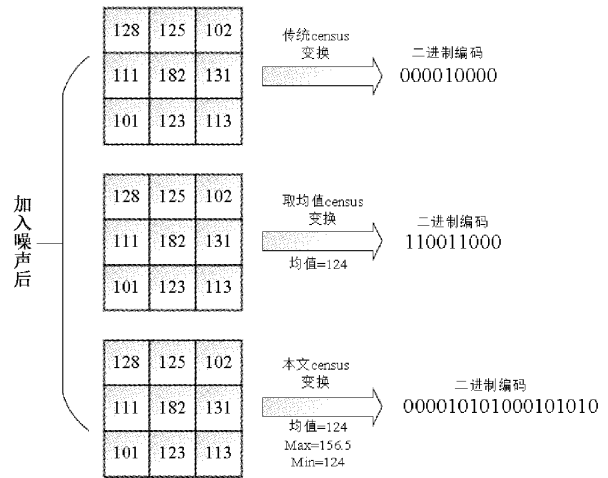


图 3 加入噪声后三种 Census 变换的结果

值作为 SAD 的代价。使得代价计算不仅仅依赖灰度信息,还增加了颜色信息,提高了信息利用率。改进后 Census 变换和改进后 SAD 的代价计算公式如下:

$$C_{Census} = Hamming(T'_L, T'_R) \quad (5)$$

$$C_{SAD} =$$

$$\frac{1}{3} \times \sum_{R,G,B \in N} (|R_l - R_r| + |G_l - G_r| + |B_l - B_r|)$$

$$m \times n$$

$$(6)$$

式中: T'_L, T'_R 分别代表左右两幅图像的改进 Census 编码, $Hamming(T'_L, T'_R)$ 为计算两幅图像汉明距离的函数,对两幅图像的改进 Census 编码作异或运算得到一串二进制编码,算出二进制编码中 1 的个数作为匹配代价。其中汉明距离越小相似性越高。 N 表示大小为 $m \times n$ 的 SAD 算法窗口, $R_l, G_l, B_l, R_r, G_r, B_r$ 分别表示左右图像的彩色 R, G, B 数值。

在求得 Census 的匹配代价与 SAD 的匹配代价后,将其进行代价融合。由于两种代价计算方法的尺度不一致,因此,需要通过归一化,将两者归一化到相同的范围区间,文献^[15]所采用的方法是采用一个值区间在 $[0, 1]$ 的自然指数函数,公式如下:

$$\rho(c, \lambda) = 1 - \exp\left(-\frac{c}{\lambda}\right) \quad (7)$$

其中, c 是代价值, λ 是控制参数,当 c 和 λ 都为正值时,函数的区间在 $[0, 1]$ 。因此可以通过此函数将不同尺度的代价值归一到 $[0, 1]$ 的范围。代价融合后的代价计算公式如下:

$$C(p, d) = 2 - \exp\left(-\frac{C_{Census}}{\lambda_{Census}}\right) - \exp\left(-\frac{C_{SAD}}{\lambda_{SAD}}\right) \quad (8)$$

为了更充分的利用两种代价计算方法的优点,在不显著增加算法复杂性的情况下,引入 Sobel 算子来对图像的边缘进行检测。Sobel 算子使用两个 3×3 的矩阵去和原始图像作卷积,分别得到横向 G_x 和纵向 G_y 的梯度值。其相

关模板如图 4 所示。

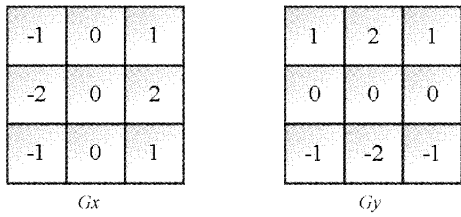


图 4 Sobel 算子相关模板

横向和纵向的梯度计算公式如下：

$$\begin{aligned} G_x &= G_x \times I \\ G_y &= G_y \times I \end{aligned} \quad (9)$$

式中： I 为图像的某 3×3 窗口。

将两个方向的梯度值结合可得总的梯度，公式如下：

$$Grad = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (10)$$

由于梯度值能够充分反映图像的的边缘信息，故将计算得到的梯度值通过一定的方法归一化。引入权重系数，从而对融合的代价计算公式重新定义，使代价值的计算能够通过梯度变化自适应的分配不同的权重系数。

引入权重系数对融合代价公式重新定义后，最终得到的立体匹配代价函数如下：

$$C(p, d) = \alpha \times \left(1 - \exp\left(-\frac{C_{Census}}{\lambda_{Census}}\right) \right) + (2 - \alpha) \times \left(1 - \exp\left(-\frac{C_{SAD}}{\lambda_{SAD}}\right) \right) \quad (11)$$

式中： α 为权重系数，其定义如下：

$$\alpha = 2 \times \left(1 - \exp\left(-\frac{Grad}{\lambda_{Grad}}\right) \right) \quad (12)$$

通过将改进 Census 算法与改进 SAD 算法进行自适应权重的融合，提高了图像信息的利用率，并充分发挥了两种算法在不同的图像区域各自的优势，提高了立体匹配算法的精确度与鲁棒性。将计算得到的融合后的代价值通过代价聚合视差选择及后续的视差优化，可得到较高质量的视差图。

1.3 代价聚合

代价聚合作为立体匹配的关键一步，对最终的视差图有很大的影响。基于文献[15]，本文采用十字交叉域的代价聚合方式。主要分为两步，首先是构造十字交叉域，其次是代价聚合。十字交叉域的构建如图 5 所示。

代价聚合区域构建过程中各个像素点需要满足的规则如下：

$$\begin{cases} D_c(p, p_i) < \tau_1, & D_c(p, p_{i+1}) < \tau_1 \\ D_s(p, p_i) < L_1 \\ D_c(p, p_i) < \tau_2, & L_2 < D_s(p, p_i) < L_1 \end{cases} \quad (13)$$

式中： p_i 为支持臂上某一点， p_{i-1} 为 p_i 的前一点， τ_1, τ_2 为颜色阈值， L_1, L_2 为距离阈值。其中 $D_c(p, p_i)$ 为颜色上的差异，公式为 $D_c(p, p_i) = \text{Max}_{i \in R, G, B} | I_i(p) - I_i(p_i) |$ ；

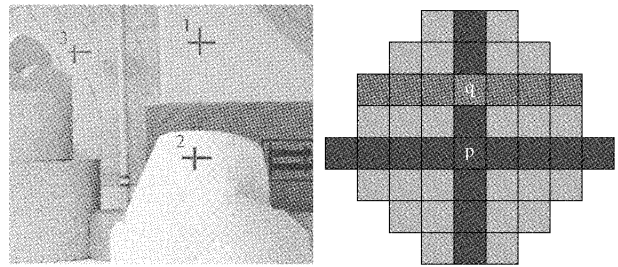


图 5 十字交叉域的构建

$D_s(p, p_i)$ 为像素上的距离差异，公式为 $D_s(p, p_i) = | p - p_i |$ 。

代价支持域构建完成后进行代价聚合，其代价聚合的本质思想是求和取均值。需构建不同的支持域分别以水平和垂直方向进行求和计算平均值，这样可以显著减少视差非连续区域的误匹配。本文仅展示了其中一个方向的代价聚合过程，如图 6 所示。

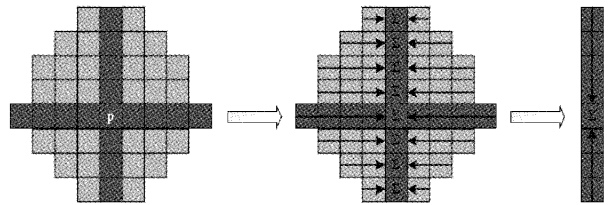


图 6 代价聚合过程

1.4 视差选择与优化

视差选择采用 WTA 算法，视差优化采用 AD-Census^[15] 算法的优化步骤，首先进行左右一致性检测，筛选出有效与无效的点，剔除小连通区域。后面依次采用迭代局部投票、视差非连续调整、子像素优化以及中值滤波等一系列优化方法，得到最终的视差图。

2 实验与分析

为评价本文算法的有效性，使用 C++ 语言在 Visual Studio2019 平台上实现本文算法。采用 Middlebury 立体匹配算法平台提供的双目图像数据集图像 Laundry、Bull 以及 2014 版的 Training 数据集的部分图片进行测试，并在双目立体视觉评估平台进行相关实验。实验所需的相关参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

λ_{Grad}	λ_{Census}	λ_{SAD}	τ_1	τ_2	L_1	L_2
255	30	10	20	6	34	17

2.1 改进 Census 算法的验证分析

为验证本文改进 Census 算法的有效性，在不进行代价聚合的情况下，将本文的改进 Census 算法与传统 Census 算法、用均值代替中心像素点的改进 Census 算法^[12] 和文献[14]提出的改进 Census 算法进行对比。将得到的初始代价直接通过 WTA 算法计算视差图。如图 7 所示。

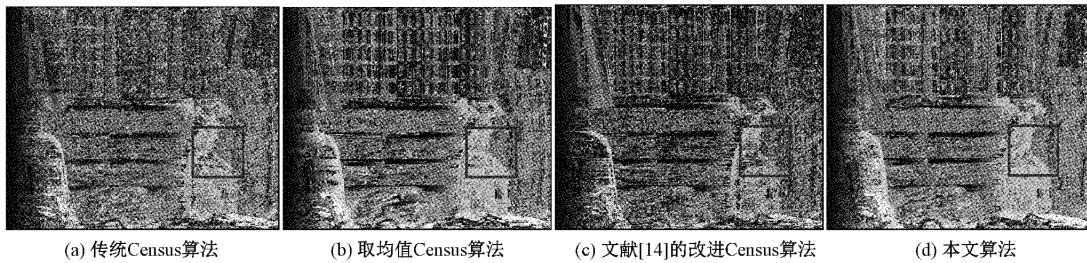


图 7 四种 Census 算法的结果比较

图 7 中图像为各个算法的未经聚合及优化的视差图,红色方框中为视差不连续的细节图,蓝色方框中为存在遮挡区域的细节图。从结果可以看出传统 Census 变换由于过于依赖中心像素点的值,导致视差图存在较多的误匹配点;取均值的 Census 算法由于不再过度依赖中心像素点,在纹理较高且视差连续的区域具有较好的效果,在遮挡区域的表现也要优于传统 Census 算法,但由于仅依赖均值会使得在噪声点高的区域数值不可靠,在视差不连续区域表现较差,边界不清晰;文献[14]的改进 Census 算法采用取极值的思想,在中心点像素值以及中心点与左右邻域的均值中取最大值与最小值,从而形成一个取值范围,虽然在一定程度上会使像素值接近的点自动归为一类,但并没有充分利用窗口内其余像素点,因此其在纹理较高且视差

连续的区域表现较好,在遮挡区域会出现很多误匹配点,且边界不清晰;本文所提算法,将均值引入,并且根据中心点的上下左右邻域划定了一个数值范围,充分利用了窗口内的像素点,能够自适应的将相近像素点归为一类,所以对噪声的鲁棒性较好,在视差不连续区域表现较好,边界较为清晰。

2.2 立体匹配算法的抗噪性分析

为进一步验证本文算法对噪声的鲁棒性,将经过代价聚合及优化后的最终视差图进行抗噪性分析。将本文算法与 SGM 算法、AD-Census 算法^[15]进行对比分析。对测试图像分别添加噪声密度为 2%、4%、6%、8% 的椒盐噪声。将得到的视差图进行评估,计算全部区域的误匹配率。视差图如图 8 所示。误匹配率如表 2 所示。

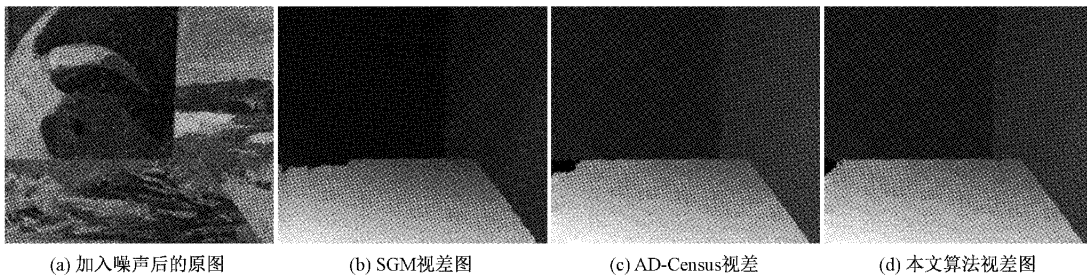


图 8 加入噪声后的对比图

表 2 不同噪声密度下 3 种算法的误匹配率 %

密度	SGM	AD-Census	本文算法
0	4.54	3.69	3.32
2%	5.21	4.24	3.96
4%	6.75	5.36	4.32
6%	8.02	6.27	5.18
8%	9.16	7.58	5.79

由图 8 及表 2 可以看出,在 0~8% 的噪声密度下,本文算法的误匹配率最低。在较小的噪声影响下 AD-Census 算法与本文算法的误匹配率相差较小,SGM 算法的误匹配率略大。

随着噪声密度的增加,不同算法下的视差图误匹配率都有所增加,但本文算法的增加程度略低于其余两种算法,由此可见本文算法对噪声的影响有较好的鲁棒性。不同噪声密度下 3 种算法的误匹配率如图 9 所示。

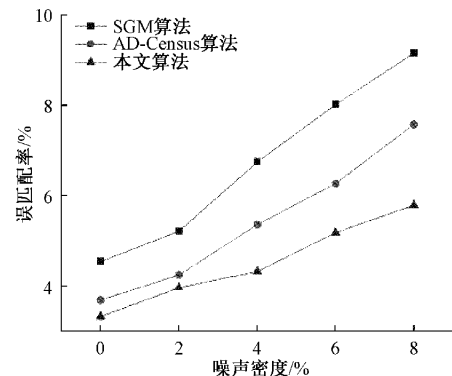


图 9 不同噪声密度下 3 种算法的误匹配率

2.3 立体匹配算法对光照敏感度的分析

本文通过对不同光照下的图片进行实验,进一步验证了本文算法对光照的敏感度。将实验图片分为 4 组,第 1 组左右视图均在较低光照条件下;第 2 组左右视图均在正

常光照条件下;第 3 组左右视图均在较高光照条件下;第 4 组左右视图在不同的光照条件下。将结果进行评估,计算全部区域的误匹配率,视差图如图 10 所示。误匹配率如表 3 所示。

表 3 不同光照条件下 3 种算法的误匹配率 %

亮度	SGM	AD-Census	本文算法
低亮度	23.37	18.13	16.53
正常亮度	8.15	6.52	5.79
高亮度	28.63	17.61	15.31
左右图亮度不一致	32.65	36.40	18.50

通过图 10 中颜色及边缘区域的比较可以看出,本文所提算法相对于其余两种算法具有较高的精度。横向比较可以看出 3 种算法在同一光照条件下的结果,AD-Census 算法在一些边缘及纹理重复区域具有较多的误匹配,SGM 算法无论在边缘区域还是纹理重复区域都有较多的误匹配,本文算法在边缘及重复纹理区域误匹配点明显减少,在总体上优于其余两种算法;纵向比较可以看出三种算法对于光照变化的鲁棒性,AD-Census 算法在左右视图亮度同时发生变化时,视差图有微小变化,但当左右视图亮度不一致时,其视差图发生了明显的变化,SGM 算法在左右视图亮度一致或不一致,都存在较多的误匹配

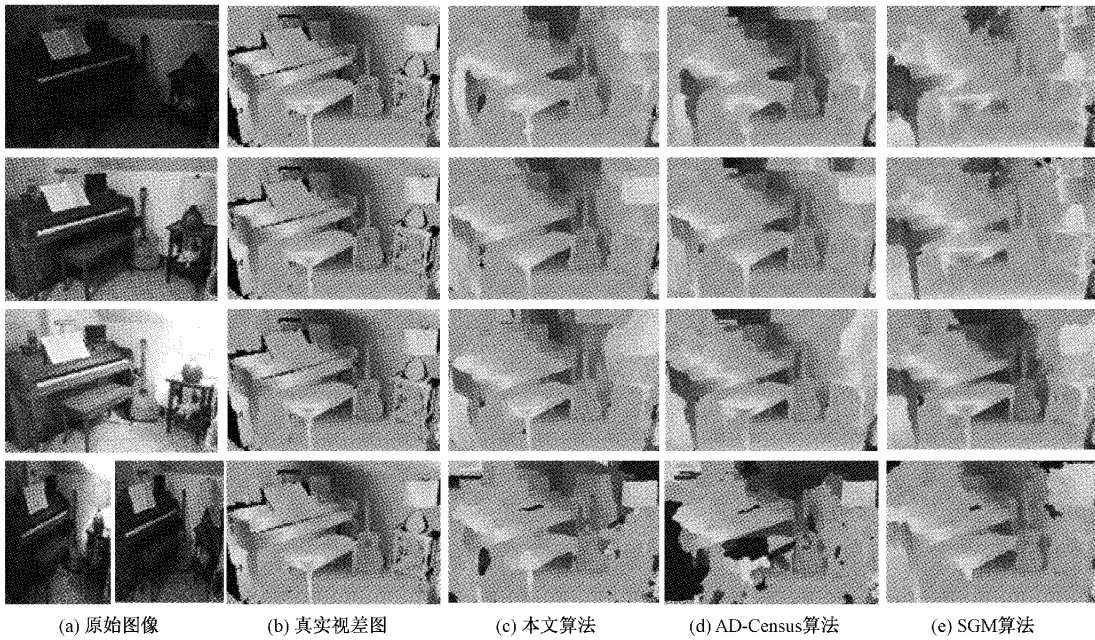


图 10 不同光照下三种算法的对比

点,精度较低。本文算法在不同亮度条件下,都没有发生明显的变化,对光照具有较强的鲁棒性。不同光照条件下 3 种算法在误匹配率上的直观对比如图 11 所示。

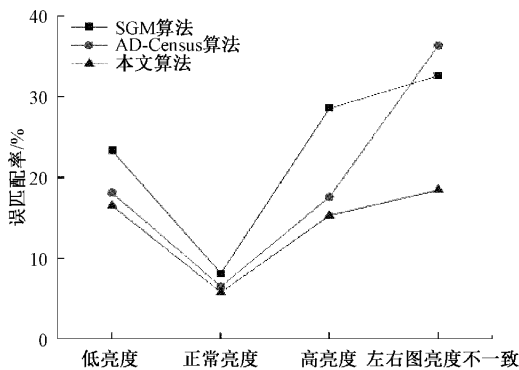


图 11 不同光照条件下三种算法的误匹配率

2.4 立体匹配算法实验

为进一步验证本文算法的整体效果,选取 Middlebury

平台上 2014 版的 Training 数据集进行测试,并在最新的双目立体视觉评估平台进行相关实验。将本文算法与传统 Census 算法、SAD 算法、SGM 算法以及 AD-Census 算法作比较。实验结果如图 12 所示。利用公共数据集 Middlebury 平台进行视差图的误差计算。视图评估结果如表 4、5 所示。

其中 Adir、Mot、Pia、PiaL、Rec、Ted 分别为 Middlebury 平台上 2014 版的 Training 数据集中 Adirondack、Motorcycle、Piano、PianoL、Recycle、Teddy 的缩写。

由图 12 及表 4、5 可以看出,本文算法在视差不连续区域以及重复纹理区域具有较好的匹配精度,尤其是面对光照不一致的影响时,要比其余四种算法精度高很多。相较于传统 Census 算法,平均误差提高了 7.55%;相较于 SAD 算法提高了 8.66%;相较于 AD-Census 算法提高了 3.39%。虽然在一些遮挡区域误差略高于其余算法,但总体的平均误差低于其余算法。无论在噪声还是光照等影响下都具有较好的匹配精度。

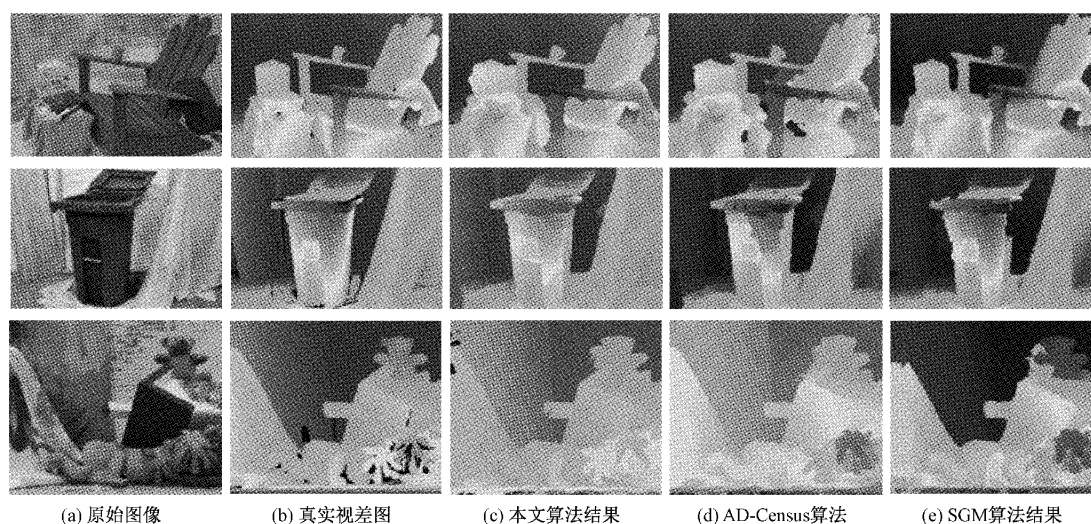


图 12 不同算法的结果对比

表 4 不同算法非遮挡像素点的平均误差

%

算法	平均误差	Adir	Mot	Pia	PiaL	Rec	Ted
本文算法	6.37	3.25	5.96	5.79	18.50	2.58	2.16
AD-Census	9.91	5.27	5.25	6.52	36.40	3.32	2.69
SGM	11.41	7.18	9.62	8.15	32.65	6.59	4.28
SAD	17.12	14.53	10.52	15.67	43.39	7.99	9.63
Census	15.05	9.64	11.37	16.31	39.52	7.27	6.18

表 5 不同算法全部像素点的平均误差

%

算法	平均误差	Adir	Mot	Pia	PiaL	Rec	Ted
本文算法	9.33	6.36	6.61	7.23	28.18	3.63	3.96
AD-Census	12.72	10.93	7.52	8.14	40.22	4.32	5.17
SGM	15.09	12.62	11.12	10.11	36.73	8.76	11.21
SAD	17.99	15.66	13.36	14.18	45.17	9.23	10.38
Census	16.88	10.55	14.20	18.81	42.20	8.59	6.90

3 结 论

本文在 AD-Census 算法的基础上,针对传统 Census 算法过度依赖于中心像素,从而具有较高的误匹配率的问题,提出了一种改进的 Census 变换算法,通过窗口均值及中心像素与四方向邻域像素的均值,构造了一个区间范围,使其能够自动将窗口内相近像素归为一类;同时针对 AD-Census 算法中 AD 算法与 Census 算法权重一致,无法充分发挥其优势的问题,提出了自适应权重的 SAD-Census 算法。通过实验可知,本文所提算法在噪声及光照影响下均有较好的鲁棒性,且匹配精度有所提高。下一步可使用 FPGA 等硬件进行算法的加速^[18-19],提高实时性。

参考文献

[1] 张琦. 基于双目视觉的无人驾驶汽车测距、追踪与仿真研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.

[2] 陶凯. 基于双目视觉室内环境的机器人导航和避障算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.

[3] 张赞赞, 王辉, 吴琼, 等. 基于立体匹配技术的数字全息三维形貌重构[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(11): 110901.

[4] 吴勉. 基于可信点的立体匹配算法研究及其应用[D]. 北京: 清华大学, 2014.

[5] 程思培, 达飞鹏. 基于动态规划的分层立体匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1665-1672.

[6] BESSE F, ROTHER C, FITZGIBBON A, et al. PMBP: Patch match belief propagation for correspondence field estimation [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 2-13.

[7] GUO S, XU P, ZHENG Y. Semi-global matching based disparity estimate using fast Census transform [C].

- International Congress on Image & Signal Processing, IEEE, 2016.
- [8] CHAI Y, CAO X. Stereo matching algorithm based on joint matching cost and adaptive window[C]. 2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), IEEE, 2018.
- [9] CHO H J, SHIM S K, KIM S H, et al. On high-computational disparity acquisition of HD image using CUDA implementation for stereo matching[C]. Soc Design Conference, IEEE, 2016.
- [10] OUYANG X Y, ZHAO N N, ZHANG J J. Improved NCC stereo matching algorithm [J]. DEStech Transactions on Engineering and Technology Research, 2017.
- [11] STENTOUMIS C, GRAMMATIKOPOULOS L, KALISPERAKIS I, et al. Stereo matching based on census transformation of image gradients[C]. SPIE Optical Metrology, 2015.
- [12] MA L, LI J, MA J, et al. A modified census transform based on the neighborhood information for stereo matching algorithm[C]. Proc. of 2013 Seventh Inter. Conf. on Image and Graphics, 2013: 533-538.
- [13] 曹毅,包祥威,吴翔. 基于重排序 Census 变换的半全局立体匹配算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 40-46.
- [14] 陈映光,周佩,朱江平,等. 基于改进 Census 变换和自适应支持域的立体匹配[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1433002.
- [15] 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, 2012: 467-474.
- [16] 李聪聪,方勇,王芮,等. 顾及图像分割信息的半全局立体匹配算法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(5): 140-145.
- [17] 冯明驰,高小倩,汪静姝,等. 基于立体视觉与激光雷达的车辆目标外形位置融合算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10):210-220.
- [18] 周彦臻,吴瑞东,于潇,等. 面向 FPGA 部署的 CNN-SVM 算法研究与实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 90-98.
- [19] 祁欣,陈剑锋,罗伟林. 图像预处理算法的 FPGA 实现[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2):102-107.

作者简介

张杰,硕士研究生,主要研究方向为视觉图像处理。

E-mail: zj17864261406@163.com

王增才(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为汽车高级辅助驾驶和 AMT 智能控制。

E-mail: 1694664175@qq.com

闫明,博士研究生,主要研究方向为惯性导航的研究。

E-mail: 2014248074@qq.com