

基于边缘加权的跨尺度局部立体匹配算法

程德强^{1*}, 庄焕东^{1**}, 于文洁¹, 白春梦¹, 文小顺²

¹ 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116;

² 皖北煤电集团有限责任公司, 安徽 宿州 234000

摘要 针对局部立体匹配算法中边缘区域易造成误匹配的问题, 提出一种基于边缘加权的跨尺度局部立体匹配算法。在代价计算阶段, 根据边缘点的数量和结构信息提出一种边缘相似度测量方法, 并对满足约束条件的点进行两种策略的“奖励”加权, 以提高目标图和参考图中对应点的辨识度; 在代价聚合阶段, 引入多尺度模型, 并采用引导滤波进行聚合; 通过视差计算、视差精化得到最终视差图。在 Middlebury 立体视觉测试平台下对 4 组标准立体图像对和 27 组扩展立体图像对进行测试。实验结果显示, 在未加入任何精化步骤的情况下, 非遮挡区域的平均误匹配率为 7.88%, 说明本文算法有效改善了边缘区域的匹配精度。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 跨尺度; 边缘检测; 引导滤波

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.211504

Cross-Scale Local Stereo Matching Based on Edge Weighting

Cheng Deqiang^{1*}, Zhuang Huandong^{1**}, Yu Wenjie¹, Bai Chunmeng¹, Wen Xiaoshun²

¹ School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

² Wanbei Coal and Electricity Group Co., Ltd., Suzhou, Anhui 234000, China

Abstract To solve the problem of mismatch of the edge region in the local stereo matching algorithm, a cross-scale local stereo matching algorithm based on edge weighting is proposed. In the cost computation stage, an edge similarity measurement method is proposed according to the number and structural information of edge points, and the points satisfying the constraint conditions are weighted by two strategies. In this way, the recognition of corresponding points in the target and reference maps are improved. Cross-scale model is introduced in the cost aggregation stage, and guided filtering is used for aggregation. Finally, the disparity map is obtained by disparity computation and refinement. Four sets of standard stereo image pairs and 27 sets of extended stereo image pairs are tested on the Middlebury benchmark. The average mismatch rate of non-occlusion regions is 7.88% without any refinement steps. Experimental results show that the proposed algorithm effectively improves the matching accuracy of the edge region.

Key words machine vision; stereo matching; cross-scale; edge detection; guided filtering

OCIS codes 150.1135; 100.3010; 330.1400

1 引言

立体匹配旨在寻找同一场景下两幅或多幅图中的对应点, 从而进行场景深度信息估计, 是计算机视觉和机器视觉的重要组成部分, 广泛应用于无人驾驶、虚拟现实、目标跟踪和三维重建等领域^[1-2]。

Scharstein 等^[3]将传统立体匹配分为全局立体匹配算法和局部立体匹配算法, 并将匹配过程归纳为代价计算、代价聚合、视差计算和视差精化 4 个步骤。全局立体匹配算法通常跳过代价聚合步骤, 通过最小化能量函数来选择最佳视差值, 能够获得精准的视差图, 但计算复杂度高。常见的全局立体匹配算法包括置

收稿日期: 2019-03-20; 修回日期: 2019-04-18; 录用日期: 2019-04-30

基金项目: 国家自然科学基金(51774281)

* E-mail: chengdq@cumt.edu.cn; ** E-mail: hdzhuang@cumt.edu.cn

信度传播匹配算法^[4]、图割匹配算法^[5]、动态规划匹配算法^[6-7]、马尔可夫随机场匹配算法^[8]等。局部立体匹配算法通过构建窗口,计算窗口内的像素代价并进行聚合,采用赢者通吃(WTA)^[9]算法得到视差图,计算速度快,便于实现,极具发展前景。

在局部立体匹配过程中,处在边缘位置的像素点大多是视差不连续的,其所在的聚合窗口背景发生偏移,很容易造成误匹配。为了减少这种情况,Yoon等^[10]提出一种自适应权重的立体匹配算法,根据邻域像素和中心像素的颜色和几何相似性调整权重;Mattochia等^[11]引入双边滤波进行代价聚合,取得了良好的边缘保持效果。但以上两种方法的计算复杂度均随内核增大而增大,在实际应用中耗时较长。Hosni等^[12]将引导滤波^[13]应用到窗口聚合上,该方法的计算复杂度与内核大小无关。Yang^[14]利用最小生成树进行聚合,在较低的计算复杂度下取得了稳健的效果。传统算法都是在最精细的尺度下进行的,忽略了尺度间的信息。Zhang等^[15]考虑到多尺度交互^[16],将现有的方法进行归纳融合,设计了统一的代价聚合模型。以上算法在一定程度上减少了边缘模糊的现象,提升了匹配精度,但对图像边缘信息的利用仍不够充分,在对边缘点的代价计算中缺乏区分度,容易导致视差选择错误。

基于上述分析,本文提出一种基于边缘加权的跨尺度局部立体匹配算法。在代价计算时,利用Canny算子进行边缘检测,使用所提方法对边缘点的数量和结构进行相似度计算,并设置自适应容错阈值,对满足约束条件的边缘点进行分类,分别给予两种策略的奖励加权;在代价聚合阶段,利用引导滤波进行聚合,通过引入多尺度空间、添加正则化约束,保持了同一像素在不同尺度下代价的一致性,有效提高了匹配的准确率。

2 算法描述

基于文献[3]中提出的立体匹配步骤进行论述。在代价计算阶段,融合像素强度和梯度信息作为初始代价,使用所提出的边缘加权方法对边缘信息相似点的代价进行加权;在聚合阶段,在跨尺度模型下使用引导滤波进行代价聚合。采用WTA算法进行视差选择,然后通过左右一致性检测、空洞填充和加权中值滤波的方法进行后处理,得到精化视差图。

2.1 代价计算

2.1.1 初始代价

代价计算是立体匹配的基础,代价计算方法的

选择直接影响最终的匹配结果。对于两幅图像 I 和 I' ,匹配代价计算函数可表示为

$$C = f(I, I'), \quad (1)$$

式中: C 为匹配代价; $f(\cdot)$ 为代价计算函数。

采用目前较常用的颜色强度和梯度信息相结合^[17-19]的代价计算方法。视差为 d 时,点 i 的代价可表示为

$$C(i, d) = (1 - \alpha) \cdot \min[\|I(i) - I'(i_d)\|, \tau_c] + \alpha \cdot \min[\|\nabla_x I(i) - \nabla_x I'(i_d)\|, \tau_g], \quad (2)$$

式中: α 为平衡因子,用于调节颜色强度和梯度对代价的贡献比例; i_d 表示目标图上坐标点 $(x_i - d, y_i)$,其中 x_i, y_i 为像素点 i 对应的 x, y 轴坐标; $I(i)$ 和 $I'(i_d)$ 分别表示参考图和目标图的颜色强度; $\nabla_x I(i)$ 和 $\nabla_x I'(i_d)$ 分别表示参考图和目标图沿 x 轴方向的梯度; τ_c 和 τ_g 分别为颜色和梯度的截断阈值,用来降低异常值的影响。

2.1.2 边缘加权的代价计算方法

为了提高边缘检测的稳健性,引入预处理步骤:1)对测试图进行直方图均衡化,以增强图像整体对比度,凸显边缘部分;2)使用 3×3 均值滤波,去掉图像中的噪声和弱纹理。常见的边缘检测算子有Sobel算子、Roberts算子、Prewitt算子、Canny算子。其中,Canny算子能够精确定位真实边缘,降低噪声引起的伪边缘,是当前最好的边缘检测算法之一。对预处理后的图片采用Canny算子进行边缘检测,得到包含边缘信息的二值化图像。

受Census算法启发,对边缘图像进行二进制编码。以像素 i 为中心, r 为半径选择一个矩形窗口 $N(i)$,遍历该窗口,对边缘点和非边缘点分别用1和0赋值:

$$I_E(j) = \begin{cases} 1, & \text{edge} \\ 0, & \text{nonedge} \end{cases}, j \in N(i), \quad (3)$$

式中: $I_E(\cdot)$ 为赋值后的边缘图像; j 为矩形窗口 $N(i)$ 的邻域像素。

统计以像素 i 为中心的窗口内边缘点的数量 $n_E(i)$,并将窗口内所有点映射为一个比特串 $s_E(i)$,用于保存边缘结构信息:

$$n_E(i) = \sum_{j \in N(i)} I_E(j), \quad (4)$$

$$s_E(i) = \bigotimes_{j \in N(i)} I_E(j), \quad (5)$$

式中: \bigotimes 表示按位连接。图1是对一个 3×3 的边缘信息窗口进行变换的示意图。

根据边缘的数量和结构信息,定义参考图和目标图的边缘代价函数分别为

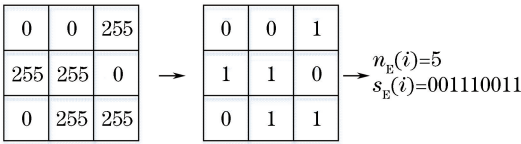


图1 边缘变换示意图

Fig. 1 Diagram of edge transform

$$c_n(i, d) = |n_E(i) - n'_E(i_d)|, \quad (6)$$

$$c_s(i, d) = \text{Hamming}[s_E(i), s'_E(i_d)] = s_E(i) \oplus s'_E(i_d), \quad (7)$$

式中:Hamming[·]为汉明距离计算函数; $n'_E(i_d)$ 和 $s'_E(i_d)$ 分别表示目标图中边缘点的数量和结构信息; i_d 为视差为 d 时目标图中 i 的对应点; $c_n(i, d)$ 表示像素点 i 和 i_d 所在邻域内边缘点的数量差值,其值越小,说明以 i 和 i_d 两点为中心的矩形窗内边缘点数量越接近; $c_s(i, d)$ 表示点 i 和 i_d 二进制编码的汉明距离,其值越小,说明两点的边缘结构越相似。传统算法在计算初始代价时,对于边缘部分的点并没有进行有效区分,在聚合过程中,背景的偏移常会导致视差选择错误。为了增加边缘处匹配点的区分度,应给予边缘相似度高匹配点更小的匹配代价,以保证在视差选择过程中能够获得正确的视差值。但受相机偏移、光照、噪声等因素的影响,参考图和目标图对应点的边缘图像往往存在微小差异,实验证明,直接将每个点的边缘信息融合到初始代价计算中的做法对提升匹配精度的效果有限。为此,采取奖励加权的方法,仅对满足约束条件的代价进行加权处理。

当像素点处于弱纹理或无纹理区域时,边缘点数量少,结构差异较小,边缘信息缺乏稳健性,对于

这部分点不进行加权。

$$C'(i, d) = \begin{cases} C(i, d), & n_E(i) \leq T \\ \lambda C(i, d), & n_E(i) > T \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $C'(i, d)$ 表示经过边缘加权后像素点 i 在视差 d 下的匹配代价; T 表示边缘数量限制阈值; λ 表示边缘加权系数, λ 选择策略可表示为

$$\lambda = \begin{cases} k_1, & c_n \leq \tau_{n_i} \\ k_2, & c_n \leq \tau_{n_i}, c_s \leq \tau_{s_i} \\ 1, & \text{else} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: c_n 为边缘数量代价; c_s 为边缘结构代价; k_1 、 k_2 为奖励系数, $0 < k_2 < k_1 < 1$; τ_{n_i} 和 τ_{s_i} 分别是数量容错阈值和结构容错阈值。对于边缘点数量差值小于 τ_{n_i} 的两点,即“相似点”,将该点的初始代价乘以奖励系数 k_1 ,以获得较小的代价值;对于边缘数量差值小于 τ_{n_i} 且边缘结构差值小于 τ_{s_i} 的两点,即“强相似点”,将该点的初始代价乘以奖励系数 k_2 ,以获得更小的代价值。

容错阈值 τ_{n_i} 和 τ_{s_i} 的选择,不应该是固定的:当边缘数量 $n_E(i)$ 较小时,由于可利用的边缘信息少,为了避免误奖励, τ_{n_i} 和 τ_{s_i} 在选择时应该更加严格;当 $n_E(i)$ 较大时,由于像素点处于纹理较丰富的区域,参考图和目标图中正确匹配点的边缘信息可能存在微小差异,此时应适当放宽 τ_{n_i} 和 τ_{s_i} 。对此,提出自适应容错阈值的方法,即

$$\tau_{n_i} = \lambda_n n_E(i), \quad (10)$$

$$\tau_{s_i} = \lambda_s n_E(i), \quad (11)$$

式中: λ_n 和 λ_s 分别为数量容错阈值和结构容错阈值的调节因子。综上所述,加权系数 λ 的选择可描述为

$$\lambda = \begin{cases} k_1, & \left| 1 - \frac{n'_E(i_d)}{n_E(i)} \right| \leq \lambda_n \\ k_2, & \left| 1 - \frac{n'_E(i_d)}{n_E(i)} \right| \leq \lambda_n, \frac{s_E(i) \oplus s'_E(i_d)}{n_E(i)} \leq \lambda_s \\ 1, & \text{else} \end{cases}. \quad (12)$$

图2为采取边缘加权前后泰迪熊(Teddy)局部放大视差图,可以看出,泰迪熊手臂边缘部分误匹配点明显减少。

2.2 代价聚合

代价聚合是立体匹配中的关键一步,大部分聚合过程可以看作是对代价体进行滤波的过程^[12]。传统的代价聚合是在最精细的尺度下进行的,往往在纹理丰富区域表现较好,而在低纹理区表现不理

想。使用Zhang等^[15]提出的跨尺度聚合模型,对原始图像对进行高斯下采样,分别计算各个尺度的匹配代价,利用多尺度聚合模型进行聚合,并引入二范数正则化项,以保证不同尺度下同一像素代价的一致性。基于该跨尺度聚合模型,选择计算量与窗口大小无关且边缘保持较好的引导滤波^[13]作为相似核函数,其表达式为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (13)$$

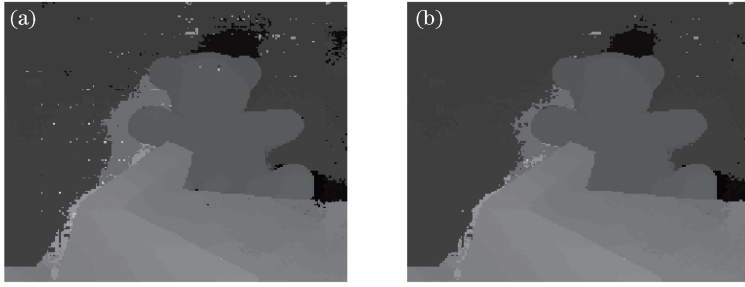


图2 Teddy局部视差图。(a)加权前视差图;(b)加权后视差图

Fig. 2 Teddy's local disparity maps. (a) Disparity map before weighting; (b) disparity map after weighting

式中: q_i 为输出图像上的点; I_i 为引导图像上的点; a_k 和 b_k 为以像素 k 为中心的不变系数; ω_k 为以 k 为中心的矩形窗口。

2.3 视差计算和精化

在视差计算阶段,使用WTA算法进行视差选择,得到初始视差:

$$d_i = \arg \min_{d \in D} \hat{C}(i, d), \quad (14)$$

式中: d_i 为初始视差; D 表示视差搜索范围; $\hat{C}(i, d)$ 为聚合后的代价值。

在视差精化阶段,为了进一步降低算法的误匹配率,对得到的初始视差图进行左右一致性检测、空洞填充和加权中值滤波处理。首先,进行左右一致性检测:

$$|d_L(i) - d_R[i - d_L(i)]| < \delta_0, \quad (15)$$

式中: $d_L(i)$ 表示 i 点在左视图中的视差值; $d_R[i - d_L(i)]$ 表示 i 点在右视图中对应点的视差值; δ_0 表示左右视差差值的阈值,一般设为1,即 i 不满足左右视差值相等,则被标记为遮挡点。对于遮挡点,需要进行填充以获得合理的视差值。对于某一遮挡点

i' ,分别沿扫描线向左和向右寻找第一个非遮挡点,记为 i'_L 和 i'_R ,并将其中较小的视差值赋给 i' :

$$d(i') = \min[d(i'_L), d(i'_R)], \quad (16)$$

式中: $d(i'_L)$ 、 $d(i'_R)$ 分别为扫描线向左、向右第一个非遮挡点的视差值。

最后,采用加权中值滤波对得到的视差图进行平滑处理,生成最终视差图。

3 实验结果分析

在VS2013平台上,结合Opencv3.1开源库进行实验,采用C++语言编程。为了验证本文算法的有效性,采用Middlebury立体匹配评估平台提供的数据集进行实验,其中包括Tsukuba、Venus、Teddy和Cones 4组标准测试图和Aloe等27组扩展测试图。按照Middlebury统一评价标准,设置误差阈值参数为1。实验中所涉及的代价计算和代价聚合参数如表1所示,其中部分参数与文献[15]一致。实验环境为Windows 10 x64系统,计算机配置为Intel(R)Core(TM)i5-8400,2.8 GHz主频,16 G内存。

表1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

Parameter	τ_c	τ_g	α	k_1	k_2	λ_n	λ_s	T	S	λ	r
Value	0.02745	0.00784	0.11	0.9	0.7	0.2	0.1	20	4	0.75	9

3.1 算法有效性验证

在Middlebury提供的4组标准测试图上,分别将本文算法与未进行边缘加权的引导滤波算法(GF)结果进行对比,文献[15]中提出的跨尺度方法用前缀“S+”表示。各算法在非遮挡区域的误匹配率如表2所示。其中,Tsukuba、Venus、Teddy和Cones的视差搜索范围分别为 $[0, 15]$ 、 $[0, 19]$ 、 $[0, 59]$ 和 $[0, 59]$,缩放倍数参数为16,8,4,4。

从表2可以看出,文献[15]所提出的基于跨尺度的方法相对于传统最精细尺度下方法的误匹配率

表2 改进前后算法的误匹配率

Table 2 Error matching rates before and after the

Algorithm	improvement				%
	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	
GF	2.62	1.72	8.25	3.58	4.04
S+GF	2.30	1.09	6.99	3.23	3.40
Proposed algorithm	2.12	0.91	6.59	3.06	3.17

有所下降,本文算法在4组标准测试图中的误匹配率进一步降低,平均误码率为3.17%,获得了更精准的视差图。同时,对算法运行时间进行比较。如

表 3 所示,相对原算法,改进算法的耗时增加仅为毫秒级,对比另一种边缘保持型滤波算法——双边滤波^[11],平均运行时间降低了 97% 以上。

表 3 不同算法的运行时间对比

Algorithm	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	Average
S+GF	0.81	1.56	5.08	5.43	3.22
S+BF	37.60	70.84	232.09	231.78	143.08
Proposed algorithm	0.93	1.72	5.44	5.74	3.46

表 4 不同算法在非遮挡区域的平均误匹配率

Table 4 Average matching error rates of different algorithms on non-occlusion regions %

Stereo pairs	CT-GF	CGA-GF	GA-MST	GA-ST	Proposed algorithm
Tsukuba	3.54	2.92	1.76	2.04	2.12
Venus	1.99	2.50	1.24	1.41	0.91
Teddy	8.56	8.23	5.73	6.22	6.59
Cones	4.87	3.75	4.42	4.76	3.06
Aloe	7.04	5.80	4.88	4.83	5.57
Art	12.15	9.79	10.69	10.38	8.56
Baby1	3.31	3.31	8.21	4.49	3.56
Baby2	4.03	3.79	13.54	15.12	2.76
Baby3	4.97	5.28	5.59	3.96	3.85
Books	9.96	9.13	10.66	10.04	8.51
Bowling1	6.18	7.46	19.56	18.88	8.75
Bowling2	8.47	6.90	10.11	10.53	5.27
Cloth1	1.96	1.16	0.63	0.69	1.29
Cloth2	4.33	3.56	4.35	4.35	3.53
Cloth3	2.80	2.05	2.90	2.96	2.28
Cloth4	2.38	1.95	1.88	1.84	1.68
Dolls	7.27	5.71	5.89	5.49	4.80
Flowerpots	9.67	12.92	16.79	12.50	8.54
Lampshade1	10.64	11.63	9.81	9.13	7.10
Lampshade2	10.52	15.97	12.08	9.89	12.46
Laundry	18.45	18.50	11.92	11.90	12.03
Midd1	33.45	37.61	24.43	22.01	32.90
Midd2	32.96	35.53	20.57	18.90	26.61
Moebius	10.92	10.75	7.57	7.30	8.11
Monopoly	18.99	23.43	21.03	20.75	21.68
Plastic	22.23	29.39	45.02	37.39	25.74
Reindeer	8.15	9.36	9.79	7.83	6.05
Rocks1	4.03	3.94	3.35	3.06	3.00
Rocks2	2.74	2.20	2.28	1.99	1.53
Wood1	4.93	4.99	10.18	5.46	3.66
Wood2	2.95	2.96	3.17	4.84	1.78
Average matching error rate	9.18	9.76	10.00	9.06	7.88
Average rank	3.61	3.42	3.39	2.68	1.93

从表 4 可以看出,本文算法在 Middlebury 评测数据集提供的 31 组测试图像中,有 17 组排名第一,其

为了进一步验证算法在跨尺度模型下的有效性,对由目前较常用的代价计算和聚合方式组成的算法在未加入任何视差精化步骤的条件下进行实验,实验数据集为 4 组标准测试图像对和 27 组扩展测试图像对。参与实验对比的算法有以下 4 种:CT-GF (Census Transform-GuidFilter)、CGA-GF (Census + Gradient + AD-GuidFilter)、GA-MST^[14] (Gradient + AD-MST)、GA + ST^[20] (Gradient + AD-SegmentTree)。各算法在非遮挡区域的误匹配率如表 4 所示。

中既包括 Venus、Baby2、Wood1、Wood2 等低纹理图片,也包括 Cones、Art、Dolls 等纹理复杂的图片,充分

体现了本文算法的适用性。在未加入视差精化步骤的条件下,本文算法的平均误匹配率仅为 7.88%,平均误匹配率和排名均优于其他算法。其中,Art、Baby2、Bowling2、Flowerpost、Wood2 等 5 组测试图像的视差图如图 3 所示,图中误匹配用红色标记。可以

看出,跨尺度模型下弱纹理区域使用引导滤波进行聚合(CT-GF、CGA-GA、本文算法)的匹配效果明显优于另外两种方法;在边缘区域和视差不连续区域,本文算法的红色标记最少,说明在该区域本文算法对边缘保持得较好,有效提高了匹配精度。

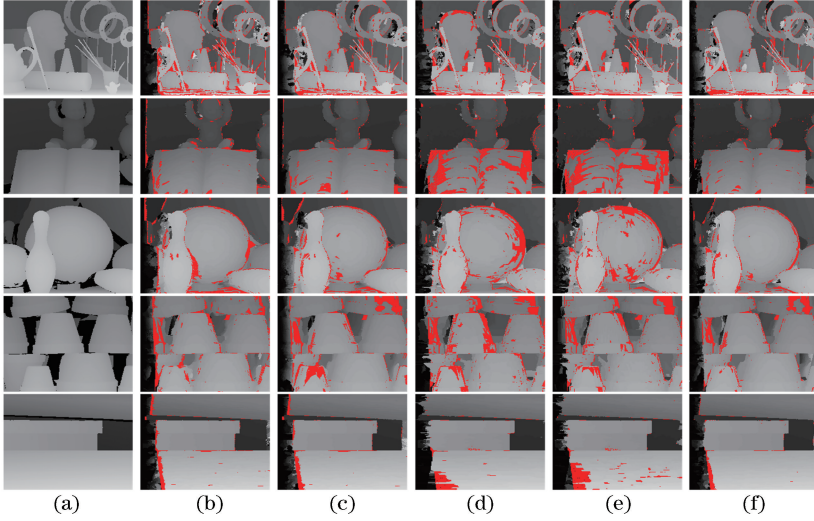


图 3 不同算法的视差图。(a)真实视差图;(b) CT-GF;(c) CGA-GF;(d) GA-MST;(e) GA-ST;(f)本文算法
Fig. 3 Disparity maps for different algorithms. (a) Ground truth maps; (b) CT-GF; (c) CGA-GF; (d) GA-MST; (e) GA-ST; (f) proposed algorithm

3.2 算法对比

本文算法在 Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 4 组标准测试图上的实验结果如图 4 所示。为了充

分说明本文算法整体的优越性,对初始视差图加入视差精化步骤,并选取另外 7 种热门算法,在非遮挡区域(Non-occ)、所有区域(All)和视差不连续

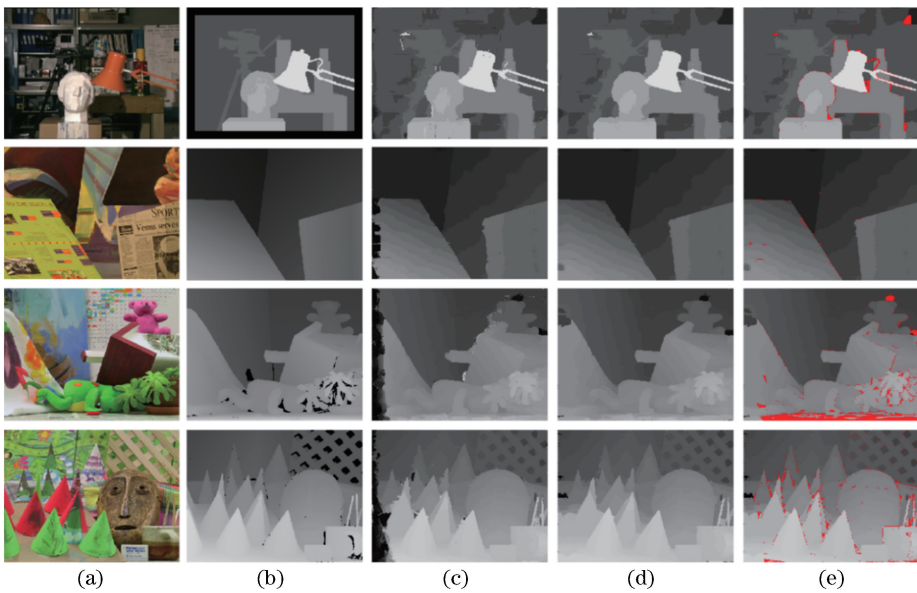


图 4 本文算法实验结果。(a)左原图;(b)真实视差图;(c)本文算法视差图(未加入精化步骤);
(d)本文算法(加入精化步骤)视差图;(e)本文算法(加入精化步骤)误匹配标记图

Fig. 4 Experimental results of proposed algorithm. (a) Left images; (b) ground truth maps; (c) disparity maps of proposed algorithm (without disparity refinement); (d) disparity maps of proposed algorithm (with disparity refinement); (e) mismatched maps of proposed algorithm (with disparity refinement)

区域(Disc)进行误匹配率比较(表5)。可以看出,本文算法的整体效果明显优于其他算法,4组标准测试图的平均误匹配率为5.81%。尤其是在Teddy

图中,非遮挡区域、所有区域和视差不连续区的误匹配率均低于其他算法,分别比最高误匹配率降低了5.09%,6.00%和4.03%。

表5 不同算法在不同区域的误匹配像素百分比

Table 5 Percentage of mismatching pixels in different regions for different algorithms

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average
	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	
GC+occ ^[5]	1.19	2.01	6.24	1.64	2.19	6.75	11.2	17.4	19.8	5.36	12.4	13.0	8.26
Adapt Weight ^[10]	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	13.3	18.6	3.97	9.79	8.26	6.67
TiwceGF ^[17]	1.82	2.99	7.35	0.34	1.53	3.45	6.93	14.74	16.08	3.2	12.29	11.45	6.84
ASSW ^[21]	1.81	2.17	7.85	0.32	0.51	3.73	7.02	12.5	17.4	3.21	8.40	8.99	6.16
iFBS ^[22]	1.78	2.10	7.57	0.31	0.50	2.17	7.94	12.8	17.1	3.07	8.73	8.46	6.05
SDDS ^[23]	3.31	3.62	10.4	0.39	0.76	2.85	7.65	13.0	19.4	3.99	10.0	10.8	7.19
VSW ^[24]	1.62	1.88	6.98	0.47	0.81	3.40	8.67	13.3	18.0	3.37	8.85	8.12	6.29
Proposed algorithm	2.02	2.29	8.66	0.26	0.48	2.88	6.11	11.4	15.77	2.94	8.80	8.07	5.81

3.3 参数选择

对奖励系数 k_1 、 k_2 和容错阈值调节因子 λ_n 、 λ_s 的选择进行分析,不同参数下的误匹配率如图5所示。从图5(a)和(b)中可以看出,当 $k_1=0.9$ 、 $k_2=0.7$ 时,误匹配率较低,奖励系数过大或过小都会导致误匹配率上升,出现该现象的主要原因是:当奖励系数较大时,加权力度弱,算法效果难以体现;当奖励系数较小时,过分加权导致视差选择错误。在图5(c)中,当 λ_n 的值大于0.2后,误匹配率逐渐上升,出现该现象的主要原因是:随着 λ_n 的增大,容错阈值变大,误加权的点增多。图5(d)中,随着 λ_s 值的增大,整体误匹配率微弱上升, $\lambda_s=0.1$ 时可以取得

较好的匹配结果。

4 结 论

提出一种基于边缘加权的跨尺度局部立体匹配算法,用于减少立体匹配过程中图像边缘的误匹配。利用Canny算子进行边缘检测,统计所得边缘图像的数量和结构信息,为边缘信息近似的初始代价提供两种策略的“奖励”加权,增强了相似点的辨识度,并在跨尺度聚合模型下使用引导滤波进行代价聚合。实验结果表明,生成的视差图边缘保持良好,误匹配率得到有效降低,但边缘信息易受噪声影响。如何增强算法的抗噪性能是今后研究的重点。

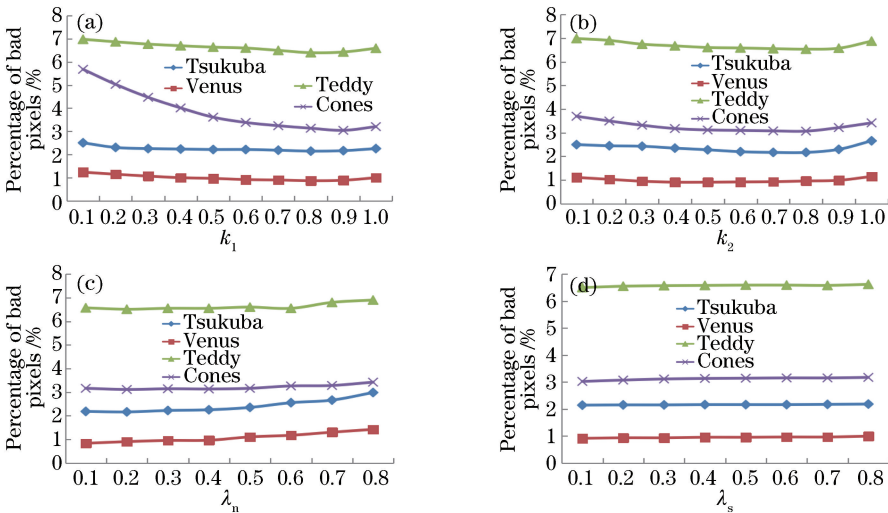


图5 不同参数的实验结果。(a) k_1 ; (b) k_2 ; (c) λ_n ; (d) λ_s

Fig. 5 Experimental results of different parameter settings. (a) k_1 ; (b) k_2 ; (c) λ_n ; (d) λ_s

参 考 文 献

[1] Zhang Z Z, Wang H, Wu Q, *et al.* 3D shape

reconstruction based on digital holography of stereo matching technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(11): 110901.

- 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.
- [2] Howard A. Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles [C] // 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 22-26, 2008, Nice, France. New York: IEEE, 2008: 3946-3952.
- [3] 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.
- [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] 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, 2001: 508-515.
- [6] Xu J X, Li Q W, Liu Y, *et al.* Stereo matching algorithm based on color weights and tree dynamic programming [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215007.
许金鑫, 李庆武, 刘艳, 等. 基于色彩权值和树形动态规划的立体匹配算[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215007.
- [7] 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, 2005: 7024320.
- [8] Li J, Qian W X, Chen Q, *et al.* An efficient stereo matching method based on Bayesian theory [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(10): 101001.
李娇, 钱惟贤, 陈钱, 等. 一种基于贝叶斯理论的高效立体匹配方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(10): 101001.
- [9] Zhang D Y, Huang C. The algorithm of WTA stereo matching based on the human detection method [J]. Electronic Test, 2013(5): 66-68.
张大禹, 黄灿. 基于 WTA 立体匹配算法的人体检测方法研究 [J]. 电子测试, 2013(5): 66-68.
- [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] Mattoccia S, Giardino S, Gambini A. Accurate and efficient cost aggregation strategy for stereo correspondence based on approximated joint bilateral filtering [M] // Zha H, Taniguchi R, Maybank S. Computer vision-ACCV 2009. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010, 5995: 371-380.
- [12] Hosni A, Rhemann C, Bleyer M, *et al.* Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(2): 504-511.
- [13] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] Yang Q X. A non-local cost aggregation method for stereo matching [C] // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE, 2012: 1402-1409.
- [15] Zhang K, Fang Y Q, Min D B, *et al.* Cross-scale cost aggregation for stereo matching [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 1590-1597.
- [16] Menz M D, Freeman R D. Stereoscopic depth processing in the visual cortex: a coarse-to-fine mechanism [J]. Nature Neuroscience, 2003, 6(1): 59-65.
- [17] Wang K, Li Z W, Zhu C D, *et al.* Local stereo matching algorithm based on secondary guided filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(8): 081004.
王凯, 李志伟, 朱成德, 等. 基于二次引导滤波的局部立体匹配算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 081004.
- [18] Han P X, Zhao M, Chen S Y. Fusion of texture, color and gradient information for stereo matching cost computation [C] // 2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), June 2-4, 2017, Chengdu, China. New York: IEEE, 2017: 118-121.
- [19] Su X, Chen X D, Xu H Y, *et al.* Adaptive window local matching algorithm based on HSV color space [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031103.
苏修, 陈晓冬, 徐怀远, 等. 基于 HSV 颜色空间的

- 自适应窗口局部匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031103.
- [20] Mei X, Sun X, Dong W M, *et al.* Segment-tree based cost aggregation for stereo matching[C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 313-320.
- [21] Gong W B, Gu G H, Qian W X, *et al.* Stereo matching algorithm based on the inter color correlation and adaptive support weight[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(8): 0812001.
龚文彪, 顾国华, 钱惟贤, 等. 基于颜色内相关和自适应支撑权重的立体匹配算法[J]. 中国激光, 2014, 41(8): 0812001.
- [22] De-Maeztu L, Mattoccia S, Villanueva A, *et al.* Efficient aggregation via iterative block-based adapting support-weights [C] // 2011 International Conference on 3D Imaging (IC3D), December 7-8, 2011, Liege, Belgium. New York: IEEE, 2011: 13712875.
- [23] Wang Y L, Dunn E, Frahm J M. Increasing the efficiency of local stereo by leveraging smoothness constraints [C] // 2012 Second International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization & Transmission, October 13-15, 2012, Zurich, Switzerland. New York: IEEE, 2012: 246-253.
- [24] Hu W D, Zhang K, Sun L F, *et al.* Virtual support window for adaptive-weight stereo matching [C] // 2011 Visual Communications and Image Processing (VCIP), November 6-9, 2011, Tainan, Taiwan, China. New York: IEEE, 2011: 12493695.