

基于颜色和边缘信息的非局部立体匹配算法

马晴晴, 王彩芳*

上海海事大学文理学院, 上海 201306

摘要 为了解决传统非局部立体匹配算法在纹理丰富区域匹配误差较大的问题, 提出基于颜色和边缘信息的非局部立体匹配算法。代价计算阶段, 结合灰度和梯度信息求得匹配代价。代价聚合阶段, 为降低相似背景下的误匹配率, 利用最小生成树进行代价聚合, 结合颜色和边缘信息重新定义权重函数。再利用胜者为王(WTA)策略求得最佳视差, 通过左右一致性检验和中值滤波等后处理操作对视差图作精细化处理。最后在 Middlebury 数据平台上对算法进行可行性验证, 实验结果表明, 图像的平均误匹配率由原算法的 6.02% 降低到 5.10%。

关键词 图像处理; 非局部立体匹配算法; 跨尺度模型; 权重函数; 最小生成树

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101020

Non-Local Stereo Matching Algorithm Based on Color and Edge Information

Ma Qingqing, Wang Caifang*

College of Arts and Sciences, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Abstract This study proposes an alternative non-local stereo matching algorithm based on color and edge information to reduce the large matching error in the texture-rich regions of the traditional non-local stereo matching algorithm. In the cost computation stage, the gray and gradient information are combined to obtain the matching cost of pixels. In the cost aggregation stage, to reduce the mismatch rate for regions with a similar background, the minimum spanning tree is used for cost aggregation, and the weight function is redefined through combination of color and edge information. Then, the winner-take-all (WTA) strategy is implemented to obtain optimal disparity, and the disparity map is refined through post-processing operations such as left-right consistency checking and median filtering. Finally, the feasibility of the proposed algorithm is verified using the Middlebury data platform. Experimental results show that compared with the traditional algorithm, the proposed algorithm reduces the average mismatch rate of the image from 6.02% to 5.10%.

Key words image processing; non-local stereo matching algorithm; cross-scale model; weight function; minimum spanning tree

OCIS codes 100.6890; 150.1135; 330.1400

1 引言

立体匹配是计算机视觉中的一个重要问题, 通过研究左右图像中对应点之间的关系求得视差图。在众多立体匹配算法中, 全局立体匹配算法和局部立体匹配算法得到研究学者们的广泛关注。全局立体匹配算法的核心在于构建能量函数, 通过最小化能量函数, 并多次迭代得到视差

图。该类算法精度较高, 可同时兼顾低纹理区域和小间断区域, 但运行时间较长, 实时性较差。代表算法有动态规划法^[1]、图割法^[2]和置信度传播算法^[3]等。局部立体匹配算法的关键在于找到一个固定或可移动的窗口, 在窗口中进行代价计算、代价聚合和视差计算。该类算法的时间复杂度较低, 实时性较好, 但在低纹理区域、遮挡区域和视差不连续区域的匹配效果不够理想。

收稿日期: 2019-09-10; 修回日期: 2019-10-15; 录用日期: 2019-10-25

基金项目: 国家自然科学基金(11401372)

* E-mail: cfwang@shmtu.edu

在局部立体匹配算法中,一方面窗口应足够大,以确保该窗口包含足够多的灰度变化;另一方面窗口应适当小,避免因考虑过多无关像素,增加算法的时间复杂度。众多学者对窗口大小的问题进行研究,较为成熟的算法有十字区域立体匹配算法^[4]及其改进算法^[5-6]和自适应支持权重立体匹配算法^[7]及其改进算法^[8-9]。无论这些局部算法对窗口大小的包容性有多强,始终会陷入窗口局部最优的困境。针对这一问题,Yang^[10]提出非局部立体匹配算法(NLCA),不再构建窗口,利用树结构寻找像素之间的关系,求得视差图。该算法精度较高,但在纹理丰富区域仍会出现误匹配。Mei等^[11]基于图像分割原理对图像进行分割,利用贪心算法合并分块的图像,进而求得视差图,但该算法容易陷入局部空洞的困境。Chen等^[12]重新定义最小生成树算法中的权重函

数,该算法兼顾了时间复杂度和匹配精度。传统的全局立体匹配算法和局部立体匹配算法是在图像最精细尺度上进行代价聚合,Zhang等^[13]利用多尺度交互思想,提出由粗到精的跨尺度模型求得视差图。

本文在Yang^[10]和Zhang等^[13]算法的基础上,对传统非局部立体匹配算法做了改进,提出基于颜色和边缘信息的非局部立体匹配算法,在匹配代价和代价聚合阶段权重函数的计算中,综合考虑像素颜色和边缘信息。

2 改进的非局部立体匹配算法

传统非局部立体匹配算法的流程可以分为五步:代价计算、代价聚合、视差计算、视差精化以及后处理。所提算法流程如图1所示,其中WTA为胜者为王策略。

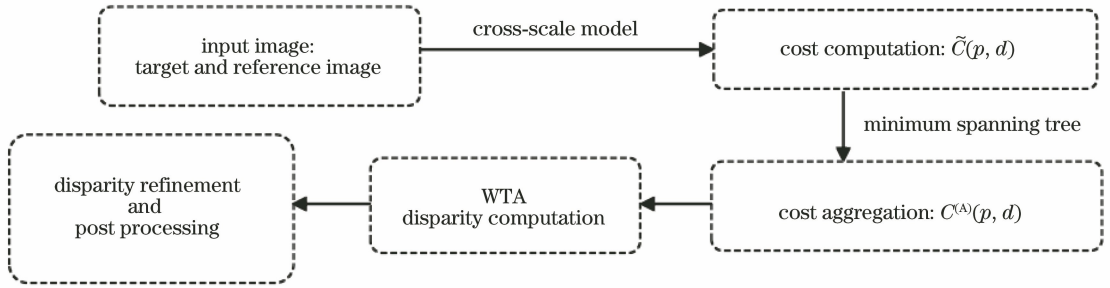


图1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.1 权重函数

RGB颜色空间是根据人眼识别的颜色定义的一种颜色空间,是图像处理中最基本、最常用的颜色空间。在RGB颜色空间中,相邻顶点 p 和 q 之间的颜色权重 $f(p, q)$ 可表示为

$$f(p, q) = \max\{f_r, f_g, f_b\}, \quad (1)$$

$$f_i(p, q) = |I_i(p) - I_i(q)|, i \in \{r, g, b\}, \quad (2)$$

式中: $I_i(p)$ 为待匹配像素点 p 在 i 颜色通道中的色彩亮度; $I_i(q)$ 为待匹配像素点 q 在 i 颜色通道中的色彩亮度; $f_i(p, q)$ 为相邻顶点 p 和 q 在 i 颜色通道中的权重值; f_r, f_g, f_b 分别为相邻顶点 p 和 q 在 r, g, b 三个颜色通道中的权重值。

边缘检测通过标识出亮度变化明显的像素点,反映图像的边缘结构信息。所提算法选取对方向性不敏感的拉普拉斯算子求解像素点 p 和 q 的边缘权重。通过边缘检测得到二值图像 J ,令 $J(p), J(q)$ 分别为边缘二值图像中像素点 p 和 q 的灰度图,当像素点 p, q 同时为边缘点或非边缘点时,

$|J(p) - J(q)| = 0$,反之 $|J(p) - J(q)| = 1$,则像素点 p, q 的边缘权重 $g(p, q)$ 为

$$g(p, q) = |J(p) - J(q)|. \quad (3)$$

相邻顶点 p 和 q 之间边缘的相似性 $S(p, q)$ 可表示为

$$F(p, q) = \alpha \sqrt{f(p, q) \times g(p, q)} + f(p, q), \quad (4)$$

$$S(p, q) = \exp\left[-\frac{F(p, q)}{\sigma}\right], \quad (5)$$

式中: $F(p, q)$ 为相邻顶点 p 和 q 之间的组合权重; α 用于调节颜色信息和边缘信息在权重函数中的比例; σ 为权重调节系数。

2.2 代价计算

匹配代价反映左右图像对应点之间的相似性。传统非局部立体匹配算法利用像素灰度求得匹配代价,但灰度信息并不能反映像素的结构信息。此外,传统的立体匹配算法是在最精细尺度下进行立体匹配,这会忽略图像在不同尺度下的信息。基于上述两点考虑,利用跨尺度模型,综合考虑灰度和梯度信

息,求得匹配代价。

假设左右图像的视差为 d ,即左图像中像素点 p 与对应点 p_d 的横向距离差为 d 。综合考虑图像的灰度和梯度信息^[14],则左图像中待匹配像素点 p 的初始匹配代价 $C(p, d)$ 可表示为

$$C(p, d) = \beta \min\{C_C(p, d), \tau_1\} + (1 - \beta) \min\{C_G(p, d), \tau_2\}, \quad (6)$$

式中: β 为调节灰度绝对值差和横向梯度绝对值差的比例因子; τ_1 、 τ_2 分别为像素灰度绝对值差和横向梯度绝对值差的截断值; $C_C(p, d)$ 和 $C_G(p, d)$ 分别为灰度绝对值差和横向梯度绝对值差。令 I_l 、 I_r 分别为左、右图像的灰度图, $C_C(p, d)$ 和 $C_G(p, d)$ 可表示为

$$C_C(p, d) = |I_l(p) - I_r(p_d)|, \quad (7)$$

$$C_G(p, d) = |\nabla_x I_l(p) - \nabla_x I_r(p_d)|, \quad (8)$$

式中: ∇_x 为在 x 方向的梯度。

传统跨尺度模型可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{C}(p, d) = & \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{n=0}^N \frac{1}{Z_q^{(n)}} \sum_{q^{(n)} \in N_p^{(n)}} [S^{(n)}(p^{(n)}, q^{(n)}) \cdot \right. \\ & \left. \|z^{(n)} - C^{(n)}(p^{(n)}, d^{(n)})\|^2] + \right. \\ & \left. \lambda \sum_{n=1}^N \|z^{(n)} - z^{(n-1)}\|^2 \right\}, \quad (9) \end{aligned}$$

式中: $C^{(n)}(p^{(n)}, d^{(n)})$ 为第 n 尺度下的初始匹配代价 $C(p, d)$ [公式(6)], $n = \{0, 1, 2, \dots, N\}$, $C^{(0)}$ 为最优尺度下的代价; $Z_q^{(n)} = \sum_{q^{(n)} \in N_p^{(n)}} S^{(n)}(p^{(n)}, q^{(n)})$ 为归一化常量, $N_p^{(n)}$ 为像素点 p 的邻域, q 为该邻域中的点; $d^{(n)}$ 为第 n 尺度下的视差; $p^{(n)}$ 和 $q^{(n)}$ 分别为第 n 尺度下的 p 和 q ;正则化项 $\lambda \sum_{n=1}^N \|z^{(n)} - z^{(n-1)}\|^2$ 为不同尺度间的调节因子, λ 值越大,不同尺度之间的相互制约性越强; $S^{(n)}(p^{(n)}, q^{(n)})$ 为相似核,用来衡量 $p^{(n)}$ 和 $q^{(n)}$ 的相似度。

2.3 代价聚合

代价聚合过程综合考虑了周围像素的结构信息。原算法将整幅图像看作一个无向图 $G = (V, E)$,利用 Kruskal 算法计算最小生成树,通过树结构进行代价聚合,进而求得视差图。其中顶点集 V 为图像的像素点集,集合 E 为连接两顶点之间的集合。原算法在计算相邻顶点 p 和 q 之间的边缘权重时,只考虑了像素的颜色信息,这在相似背景下容易造成误匹配,因此利用重新构造的“颜色+边缘”权重函数[公式(4)]。

在原最小生成树算法中,代价聚合分为两步:先从最小生成树的叶节点到根节点进行初次代价聚合[图 2(a)],表达式为

$$C^{(\uparrow)}(p, d) = \tilde{C}(p, d) + \sum_{P(p_c)=p} S(p, p_c) C^{(\uparrow)}(p_c, d), \quad (10)$$

式中: $P(p_c)$ 为节点 p_c 的父代; $C^{(\uparrow)}(p, d)$ 为树结构中节点 p 在视差 d 下的代价聚合; $S(p, p_c)$ 为树结构中节点 p_c 与节点 p 之间的权重;若 p 为叶节点,则 $C^{(\uparrow)}(p, d) = C(p, d)$,即 p 在视差 d 下的代价聚合等价于 p 在视差 d 下的初始匹配代价。

其次是二次代价聚合,即从根节点到叶节点进行代价聚合[图 2(b)]。通过根节点将 $C^{(\uparrow)}(p, d)$ 传递给叶节点,再进行代价聚合,表达式为

$$C^{(\downarrow)}(p, d) = S[P(p), p] C^{(\downarrow)}[P(p), d] + \{1 - S^2[p, P(p)]\} C^{(\uparrow)}(p, d), \quad (11)$$

式中: $P(p)$ 为节点 p 的父代; $S[P(p), p]$ 为 $P(p)$ 和 p 的相似性; $C^{(\downarrow)}[P(p), d]$ 为代价聚合值; $S^2[p, P(p)]$ 为 $P(p)$ 和 p 的相似性的平方。若 p 为根节点,则 $C^{(\downarrow)}(p, d) = C^{(\uparrow)}(p, d)$,即 p 在视差 d 下的代价聚合等价于 p 的子树的累加值。

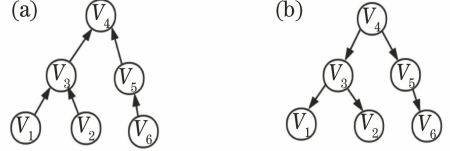


图 2 最小生成树结构中的代价聚合。(a)从叶节点到根节点;(b)从根节点到叶节点

Fig. 2 Schematic of cost aggregation in minimum spanning tree structure. (a) From leaf nodes to root nodes; (b) from root nodes to leaf nodes

从图 2 可以看到,每个根节点只和上一节点及该节点的初次代价聚合相关联。初次代价聚合保留了每个节点的中间代价聚合,二次代价聚合中,保留了上一个根节点的二次代价聚合。经过这两次的代价聚合,可得到树结构中每个节点的代价聚合。

2.4 视差计算与后处理

视差计算阶段,使用 WTA^[15]策略选择最优视差,即

$$d_p = \operatorname{arg} \min_{d \in D} C^{(\downarrow)}(p, d), \quad (12)$$

式中: D 为所有可能视差的集合。

使用 WTA 策略得到的视差,仍存在一些遮挡点和误匹配点。利用一系列视差优化方法^[16]矫正得到的视差,通过左右一致性检测以确定视差变化幅度较小的区域,利用峰比率法检测视差图中

的不稳定点,不稳定点的峰比率低于特定阈值点,峰比率为

$$M_p^{(\text{PKR})} = \frac{|C_{pf}(p, d) - C_{ps}(p, d)|}{C_{ps}(p, d)}, \quad (13)$$

式中: $M_p^{(\text{PKR})}$ 为像素点 p 的峰比率; $C_{pf}(p, d)$ 、 $C_{ps}(p, d)$ 分别为代价空间中最小、次小的匹配代价,最小匹配代价的可信度与峰比率与零的接近程度成反相关关系。

利用近邻点法为误匹配点匹配到正确的对应点。近邻点法以选定的误匹配点为中心,分别向横、纵两个方向搜寻正确的对应点,即

$$d_p^* = \begin{cases} d_p^*, & \text{if } d_{lr} \text{ and } d_{ud} \text{ not exist} \\ d_{lr}, & \text{else if only } d_{lr} \text{ exists} \\ d_{ud}, & \text{else if only } d_{ud} \text{ exists} \\ \min(d_{lr}, d_{ud}), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

式中: $d_{lr} = \min(d_l, d_r)$, $d_{ud} = \min(d_u, d_d)$, d_{lr} 为中心点在左、右两个方向上离中心点最近的正确匹配点视差的最小值, d_{ud} 为中心点在上、下两个方向上离中心点最近的正确匹配点视差的最小值。最后,

利用中值滤波对上述得到的不稳定点和误匹配点进行修正和优化。

3 实验结果分析

3.1 参数选择

实验使用处理器为 Intel 酷睿 i5 5200U、主频为 2.2 GHz、内存为 4 GB 的笔记本电脑,在 VS2012 软件上进行实验,所提算法的参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

Parameter	β	τ_1	τ_2	α	λ	σ	N
Value	0.11	7.00	2.00	0.16	0.50	0.10	4.00

3.2 实验结果

实验使用的四张经典图像中, Tsukuba 图像主要测试算法前向平行平面的匹配效果; Venus 图像主要测试不同层次倾斜平面的匹配效果; Teddy 图像主要验证算法在复杂场景下的鲁棒性; Cones 图像主要测试该算法的整体性能。实验得到的视差图如图 3 所示,图 3(e)中红色表示误匹配的部分。

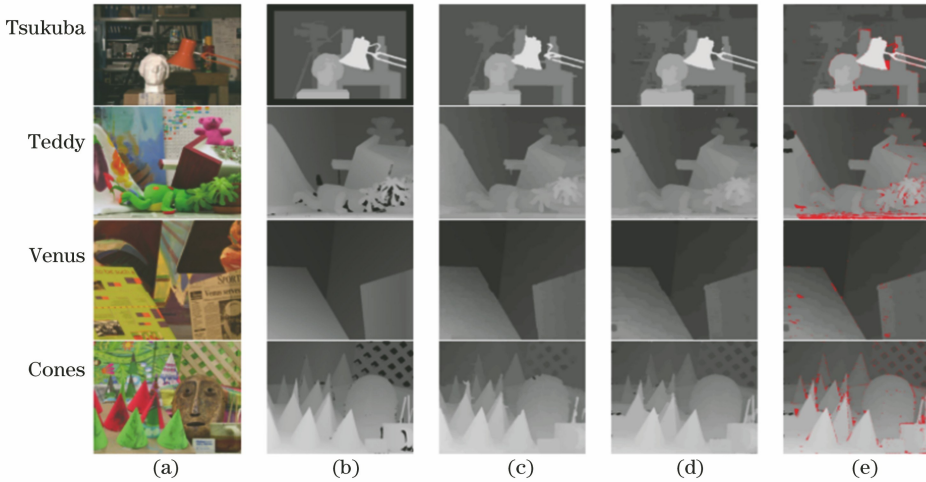


图 3 所提算法与其他算法的实验结果。(a)原始图像;(b)真实视差图;(c)原算法的视差图;(d)所提算法的视差图;(e)所提算法误匹配情况

Fig. 3 Experimental results of proposed algorithm and other algorithms. (a) Original images; (b) true disparity images; (c) disparity images of traditional algorithm; (d) disparity images of proposed algorithm; (e) mismatch of proposed algorithm

当阈值为 1 时,所提算法与原算法的实验结果对比如表 2 所示。Middlebury 数据平台提供的算法可行性验证区域主要有三个:非遮挡区域(Nonocc)、深度不连续区域(Disc)和全部区域(All)。实验结果表明,所提算法在这三个区域的平均误匹配率均低于原算法,在不连续区域的改善效果尤为显著。Teddy 的视差范围较大,纹理较为复杂,匹配误差较大,但与 NLCA、VSW^[17]、ASW^[6]和

VC^[18] 这几种算法相比,所提算法在所测的三个区域上都能得到较大改善,匹配误差都有所降低。四幅图像中, Tsukuba 的视差范围最小,匹配难度相对较小,但所提算法是在原算法的基础上进行改进,得到了更精确的匹配效果。虽然在所提算法中, Venus 的非遮挡区域和全部区域的误差值有所增大,但该图像的三个区域的平均误匹配率有所降低,且所提算法降低了四幅图像的整体误差值,提升了算法在不同情况下的适用性。

表 2 阈值为 1 时的误匹配像素对比

Table 2 Comparison of mismatched pixels with threshold is 1

unit: %

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average
	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	
Proposed	1.54	1.83	7.69	0.40	0.66	2.92	4.61	9.78	12.24	2.89	8.38	8.28	5.10
NLCA ^[10]	2.94	3.46	9.38	0.33	0.58	3.35	6.40	9.13	15.43	3.46	8.04	9.77	6.02
VSW ^[17]	1.62	1.88	6.98	0.47	0.81	3.40	8.67	13.30	18.00	3.37	8.82	8.12	6.29
ASW ^[6]	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	13.30	18.60	3.97	9.79	8.26	6.67
VC ^[18]	1.99	2.65	6.77	0.62	0.96	3.20	9.75	15.10	18.20	6.28	12.70	12.90	7.60

当阈值为 0.5 时,其他参数设置与表 1 完全相同,所提算法与原算法的实验结果对比如表 3 所示。从表 3 可以看到,在不同阈值下,所提算法依旧具有

较好的匹配效果,与原算法相比,所提算法的平均误匹配率依旧较低,且能保证在边缘部分得到较好的匹配效果,整体的平均误匹配率较低。

表 3 阈值为 0.5 时的误匹配像素对比

Table 3 Comparison of mismatched pixels with threshold is 0.5

unit: %

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average
	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	
Proposed	13.46	13.76	15.28	11.08	11.54	13.98	12.67	18.38	22.50	11.79	17.14	17.72	14.94
NLCA ^[10]	11.18	11.75	15.39	9.39	9.29	17.93	15.61	18.22	30.73	11.77	16.12	22.29	15.84
VSW ^[17]	19.20	19.50	18.50	8.17	8.65	13.20	17.40	23.20	31.40	13.10	18.30	20.40	17.60
ASW ^[6]	18.10	18.80	18.60	7.77	8.40	15.80	17.60	23.90	34.00	14.00	19.70	20.60	16.03
VC ^[18]	24.50	25.10	21.50	9.03	9.59	13.80	18.80	25.10	31.40	16.10	22.10	22.40	19.90

3.3 参数的稳健性验证

对所提算法的参数作稳健性测试,结果如图 4 所示。图 4(a)为当权重比例 $\alpha=0.16$ 时,跨尺度参数 λ 从 0.1 变化到 1.7 的结果。从图 4(a)可以看到,当固定权重比例,改变跨尺度参数时,所提算法的结果并不会随 λ 的改变而出现较大波动,即所提算法对跨尺度参数具有较好的稳健性。由图 4(a)易知,当 $\lambda=0.5$ 时,整体的平均误匹配率最低,故选择跨尺度参数 $\lambda=0.5$ 。图 4(b)为当跨尺度参数 $\lambda=0.5$ 时,权重比例 α 由 0.02 变化到 0.27 的结果。从

图 4(b)表示看到,对同一个跨尺度参数,改变权重比例时,图像的平均误匹配率并未有较大波动。

Teddy 的纹理结构较为复杂,且具有较大视差选取空间,因而在改变权重比例参数和跨尺度参数时,图像的匹配误差略有波动。而在相同的权重比例参数下,由于视差变换范围较小,图像 Venus 和 Tsukuba 对跨尺度参数的变化不敏感,稳定性较好,平均误匹配率较低。当跨尺度参数和权重比例参数变化时,四幅图像的平均误匹配率变化不大,表明所提算法的稳健性较好。

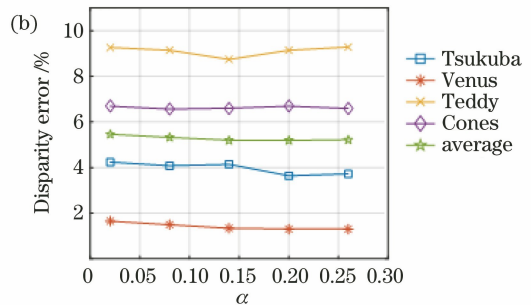
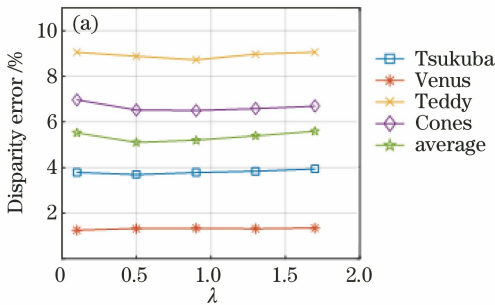


图 4 不同参数的稳健性测试结果。(a) λ ; (b) α

Fig. 4 Robustness test results for different parameters. (a) λ ; (b) α

由上述分析易知,四幅经典图像的误匹配率由低到高的顺序依次是 Venus、Tsukuba、Cones、Teddy,这与原算法的情况一致;但所提算法中,四幅图像的误匹配率均低于原算法。表 4 为所提算法

对原算法的误差改善情况。从表 4 可以看到,图像的平均误匹配率由原算法的 6.02% 降低到 5.10%,对于视差范围最小的 Tsukuba,其匹配效果减少最多,减少了 29.85%;对于误匹配率最高的 Teddy,所

提算法的误匹配率减少了 13.95%。在原算法的基础上,所提算法不仅对匹配效果较好的 Tsukuba 改善突出,对匹配难度较大的 Teddy 也有一定改善,且整体的误匹配率减少了 15.28%。

表 4 误差减少比较

Table 4 Error reduction comparison unit: %

Algorithm	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones	Average
Proposed	3.69	1.33	8.88	6.54	5.10
NLCA	5.26	1.42	10.32	7.09	6.02
Error improvement	29.85	6.34	13.95	7.76	15.28

4 结 论

提出一种基于颜色和边缘信息的非局部立体匹配算法,在原算法的匹配代价中引入跨尺度模型,使得立体匹配的过程更加符合人眼的视觉原理。使用最小生成树进行代价聚合时,考虑到除了色彩,边缘信息也可反映像素之间的关系,并重新构造了权重函数,减少了原算法在相似背景下的误匹配率。实验结果表明,所提算法的匹配效果优于传统 NLCA 算法和经典局部立体匹配算法,图像的平均误匹配率由原算法的 6.02% 降低到 5.10%,提高了原算法在纹理丰富区域的匹配精度。

参 考 文 献

- [1] 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: 384-390.
- [2] 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.
- [3] Besse F, Rother C, Fitzgibbon A, et al. Patch match belief propagation for correspondence field estimation [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 2-13.
- [4] Mei X, Sun X, Zhou M, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 467-474.

- [5] 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.
- [6] Zhu S P, Li Z. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0110003.
祝世平, 李政. 基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法 [J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0110003.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] De-Maeztu L, Villanueva A, Cabeza R. Stereo matching using gradient similarity and locally adaptive support-weight [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1643-1651.
- [10] Yang Q X. A non-local cost aggregation method for stereo matching [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2012: 1402-1409.
- [11] Mei X, Sun X, Dong W, 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: 313-322.
- [12] Chen D, Ardabilian M, Wang X F, et al. An improved non-local cost aggregation method for stereo matching based on color and boundary cue [C] // 2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, July 15-19, 2013, San Jose, CA, USA. New York: IEEE, 2013: 1-6.
- [13] Zhang K, Fang Y, Min D, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 15-19, 2013, San Jose, CA, USA. New York: IEEE, 2014: 1590-1597.

- [14] Robinson D, Milanfar P. Bias minimizing filter design for gradient-based image registration [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2005, 20(6): 554-568.
- [15] 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.
- [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] Hu W, Zhang K, Sun L, et al. Virtual support window for adaptive-weight stereo matching [C] // *2011 Visual Communications and Image Processing*, November 6-9, 2011, Tainan, Taiwan, China. New York: IEEE, 2011: 1249-1256.
- [18] Zhang K, Lu J, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(7): 1073-1079.